

Trabajo Fin de Grado

Localización de un dron mediante ICP y sensores de
rango RGBD

Locating a dron using ICP and RGBD range sensors

Autor

Alejandro Antonio Martín

Director

José Luis Villarroel Salcedo

Ingeniería Electrónica y Automática

Escuela de Ingeniería y Arquitectura
2020

Localización de un dron mediante ICP y sensores de rango RGBD. RESUMEN

El director del trabajo realizó un experimento simulando el vuelo de un dron en la cueva Román (Burgos). Este experimento consistió en la toma de datos de la trayectoria del dron mediante sensores de rango integrados en el mismo, la medición del recorrido seguido mediante sensores UWB (Ultra-WideBand) y el mapeado de la cueva en forma de nube de puntos con un escáner topográfico.

Se ha desarrollado una cadena de localización para aplicar el algoritmo ICP a las lecturas de los sensores y el mapa de la cueva. De esta manera se puede estimar la localización del dron a lo largo de su trayectoria a partir de las sucesivas medidas de los sensores de rango y comparar estas estimaciones con el recorrido real medido por los sensores UWB.

Se han realizado una serie de pruebas para estudiar la viabilidad de este algoritmo de localización en este tipo de entornos (confinados y no estructurados) y optimizar los valores de los parámetros del algoritmo ICP. Además, se ha analizado la posible combinación de los sensores de rango con un IMU de cara a mejorar la localización del dron durante la trayectoria seguida.

Tabla de contenido

1.	Introducción.....	3
2.	Algoritmo ICP (Iterative Closest Point)	5
3.	Pistola sensora y UWB	10
4.	Mapa del entorno	13
5.	Cadena de localización	15
6.	Análisis paramétrico	18
6.1.	Pruebas con cámara RGBD UP	20
6.2.	Pruebas con cámaras RGBD UP y DOWN	25
6.3.	Análisis de la pérdida de estimación.....	30
7.	Combinación de sensores de rango con IMU	39
7.1.	Algoritmo de localización con IMU	39
7.2.	Pruebas con IMU	41
8.	Integración del UWB en la cadena de localización	45
9.	Conclusiones.....	52
10.	Bibliografía.....	54

1. Introducción

Actualmente existen una serie de algoritmos que nos permiten la localización y navegación de robots móviles. Esta es un área de estudio cada vez más amplia debido a la popularidad que han adquirido los drones en nuestra sociedad. A la hora de localizar un dron es muy importante el escenario en el que se encuentra. Uno de los más problemáticos es el caso de entornos confinados no estructurados.

Por un lado, al ser un escenario confinado no es posible la localización mediante sistemas de navegación por satélite. Además, en estos entornos es habitual la ausencia de luz, lo que puede dificultar la toma de datos de los sensores y en consecuencia la localización del dron.

Por otro lado, la ausencia de formas estructuradas, como esquinas o superficies planas, puede limitar de forma significativa la aplicación de determinados algoritmos de localización.

A pesar de la problemática inherente a este tipo de entornos se puede recurrir a determinados algoritmos basados en la visión por computador y en el empleo de sensores de rango para localizar a un dron.

El objetivo de este trabajo es el desarrollo y análisis de una cadena de localización basada en sensores de rango (cámaras RGBD) mediante la aplicación del algoritmo ICP. Se analizará la viabilidad de este algoritmo y la optimización de sus parámetros para localizar un dron en un entorno confinado y no estructurado, en este caso una cueva. Para ello, el director del trabajo realizó un experimento de toma de datos en la cueva Román (Burgos) con una pistola sensora que incorpora los sensores de un dron y que es movida manualmente simulando el vuelo (a lo largo del trabajo se menciona esta trayectoria como el vuelo del dron). Esta pistola se compone de dos cámaras RGBD, un sensor IMU, un sensor láser (no empleado en este trabajo) y un nodo de UWB. Se dispone de los datos de estos sensores empleados durante la trayectoria de vuelo. Además, mediante un escáner topográfico se realizó el mapeado digital de la cueva en forma de nube de puntos.

La memoria de este trabajo se compone de diversas secciones en las que se exponen las ideas principales y el trabajo realizado de forma progresiva.

En primer lugar se explica en qué consiste el algoritmo ICP (Iterative Closest Point) y cuáles son sus variantes y parámetros principales. A continuación se describen los sensores instalados en el dron mediante una pistola sensora. Después se expone la cadena de localización desarrollada para analizar la capacidad de localización del dron. En la siguiente sección se explica el mapeado de la cueva y vuelo que realizó el dron. Posteriormente se desarrollan las pruebas realizadas y se analizan sus resultados. Estas pruebas se dividen en dos grupos, las realizadas con una única cámara y con las dos cámaras. A continuación se estudia la posible combinación de los sensores de rango con un IMU para localizar el dron. Finalmente, se realizan unas pruebas aplicando las medidas del UWB al algoritmo de localización

Este trabajo de fin de grado se enmarca en el proyecto Navegación y Despliegue de Robots en Entornos Desafiantes, también conocido como ROBOCHALLENGE (DPI2016-76676-R), que realiza el grupo de investigación de Robótica, Percepción y Tiempo Real (ROPERT) del Instituto Universitario de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A).

ROBOCHALLENGE se basa en investigaciones experimentales y teóricas en ámbitos desafiantes mediante robots aéreos y terrestres. Estos entornos desafiantes, son aquellos donde, por diferentes causas, fallan o no funcionan correctamente técnicas robóticas existentes actualmente o en desarrollo. Este fracaso es debido a características del entorno, como la ausencia de propiedades visuales o geometrías discriminantes, algo que puede pasar en túneles y tuberías, entornos con sectores de diferentes características o la ausencia de una iluminación de calidad. En estos entornos, al no disponer de localización GNSS, los patrones de propagación de la señal son diferentes a los de un entorno al aire libre. Los entornos de experimentación que se plantean son estructurados, poco estructurados o nada estructurados.

2. Algoritmo ICP (Iterative Closest Point)

El algoritmo ICP fue originalmente creado en 1991 de forma simultánea por Chen y Medioni [1] y por Besl y McKay [2]. Su funcionamiento se basa en la obtención de la transformación rígida que minimiza la distancia entre dos nubes de puntos. El objetivo de obtener esta transformación es el de aplicarla sobre una de las nubes (nube móvil) para así alinearla o aproximarla con el mínimo error a la otra (nube fija).

Para su resolución, el algoritmo consta de las siguientes partes:

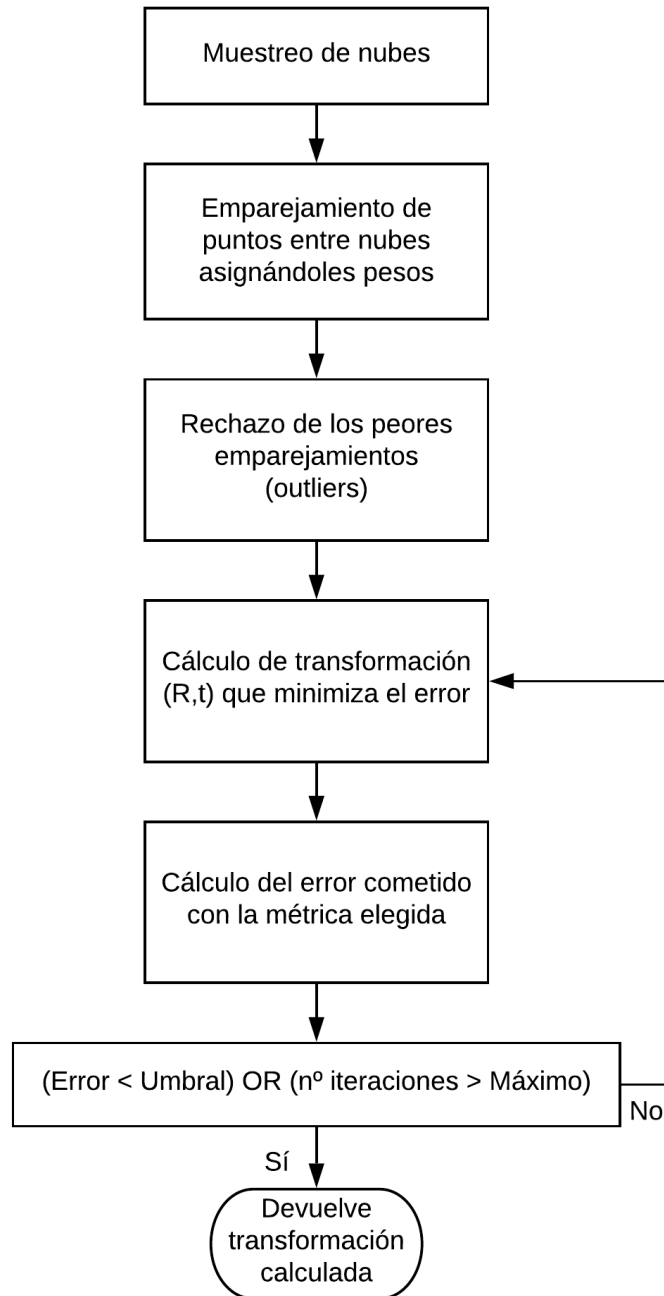


Figura 1. Esquema de funcionamiento del ICP.

1. Muestreo de nubes.

Se seleccionan los puntos de cada nube que se van a emplear para la alineación. Algunas de las posibilidades son:

- Uso de todos los puntos disponibles.
- Muestreo uniforme.
- Muestreo aleatorio.
- Uso de puntos con alto gradiente (en el caso de nubes en las que los puntos se diferencian por color o intensidad).

La cantidad de puntos finalmente empleada influye de manera significativa en el resultado del algoritmo, ya que un número pequeño de estos puntos puede facilitar la convergencia del resultado, aunque a costa de empeorar el alineamiento de las nubes. No obstante, cada caso es particular y por ello se debe ajustar el muestreo a cada situación concreta.

2. Emparejamiento de puntos.

Consiste en asignar a cada punto de una nube un vecino cercano en la otra. Por ejemplo, se podrían asignar al:

- Encontrar el punto más cercano en el otro conjunto de puntos (Closest Point).
- Encontrar la intersección en la dirección de la normal con la nube fija (Normal Shooting).

3. Asignar pesos a los emparejamientos.

Para facilitar la convergencia del algoritmo es interesante ponderar los emparejamientos de puntos, de manera que aquellas correspondencias más importantes de cara a alinear las nubes tengan un peso mayor. Algunos de los métodos usados son:

- Asignar pesos constantes.
- Asignar pesos en función de la distancia entre los puntos. Por ejemplo:

$$Peso = 1 - \frac{Distancia(p1, p2)}{Distancia_{m\acute{a}x}}$$

- Ponderar en función de la compatibilidad de normales (se asignan pesos bajos a aquellos emparejamientos cuyas normales de ambas superficies no sean similares).
- Ponderar en función del color.

4. Eliminar ciertas correspondencias (outliers).

Conviene eliminar aquellos emparejamientos que no sean lo suficientemente "realistas" para ayudar a la convergencia del algoritmo. A la hora de decidir qué parejas se eliminan se suele:

- Eliminar correspondencias cuyos puntos se encuentran a una distancia superior a un umbral.
- Eliminar un determinado porcentaje de los peores emparejamientos atendiendo a alguna métrica, por ejemplo, la distancia entre los puntos.

- Eliminar emparejamientos que no son consistentes con otros emparejamientos vecinos. Dos emparejamientos se consideran inconsistentes si:

$$|Distancia(p1, p2) - Distancia(q1, q2)| > Umbral$$

5. Asignar una métrica del error.

Para encontrar la transformación rígida que alinee las dos nubes de puntos es necesario establecer una métrica del error que se comete con cada transformación dentro del bucle. Las dos métricas más usadas son:

- Punto-punto. Se calcula el error como la distancia entre puntos correspondientes, hallando con estas distancias el error cuadrático medio del total de puntos (N_p):

$$Error = \frac{1}{N_p} \sum_i distancia_i^2$$

- Punto-plano. Es similar al anterior, con la diferencia de que el error se calcula como la distancia entre cada punto con el plano más cercano (perpendicular a la normal de la otra nube).

6. Minimizar el error.

Mediante un bucle iterativo se calcula la transformación que minimiza el error métrico seleccionado en el anterior paso. Al respecto, cabe destacar que no es necesario aportar una transformación inicial para la correcta convergencia, aunque esta puede acelerarla. Existen diversos métodos para la búsqueda del alineamiento:

- Generar repetidamente emparejamientos usando la transformación actual y minimizar la métrica del error.
- Combinar el procedimiento anterior con extrapolación en el espacio de las transformadas para acelerar la convergencia.
- Realizar la minimización iterativa con distintas perturbaciones en las condiciones iniciales y seleccionar el mejor resultado.
- Realizar la minimización iterativa a partir de varios conjuntos de puntos seleccionados aleatoriamente.

El bucle termina cuando el error cometido es menor que un cierto umbral o cuando el número de iteraciones es superior a una cantidad máxima. Estos dos parámetros los establece el usuario.

Cabe destacar que el algoritmo no siempre devuelve la transformación que mejor alinea la nube móvil con la fija. Esto se debe a que la transformación se calcula minimizando el error entre ambas nubes, pero puede hallarse un mínimo local de este error y el algoritmo no sería capaz de mejorar el alineamiento hasta el mínimo global. Este hecho es muy importante, ya que implica que si la información con la que se trabaja es insuficiente se pueden generar transformaciones con un error reducido sin que por ello sean las correctas.

De acuerdo con la resolución de este algoritmo, existen una serie de parámetros que pueden modificarse para optimizar el funcionamiento del ICP en función de las nubes de puntos con las que se trabaje en cada caso. Los principales parámetros son los siguientes:

- Tipo de estrategia y magnitud del muestreo de las nubes, por ejemplo un muestreo aleatorio indicando el porcentaje de puntos que se aceptan.
- Cantidad de emparejamientos a rechazar (outliers).
- Error métrico usado (punto-punto o punto-plano).
- Tolerancia del ICP. Es el umbral que indica la salida del bucle de minimización del error. Si la diferencia entre las últimas transformaciones calculadas es menor que esta tolerancia finalizará el bucle.
- Cantidad de iteraciones máximas del ICP. Es el número de iteraciones máximo que puede ejecutar el ICP. Si se supera, el algoritmo retorna la última transformación calculada.
- Transformación inicial. De forma opcional se puede asignar una transformación de partida al algoritmo.

En la figura 2 se ve un ejemplo de aplicación del algoritmo. Se trata de la misma nube duplicada, aunque en una de ellas se ha aplicado una rotación en torno al eje Z para evaluar el funcionamiento del ICP. La nube móvil (verde) es la que se encuentra inicialmente rotada respecto de la nube fija (morada). Aplicando la transformación calculada por el ICP se obtiene un alineamiento bastante bueno de las nubes, aunque se ve que no es un alineamiento perfecto, el cual debería ser posible al tratarse de la misma nube de puntos rotada. Este resultado ilustra claramente el problema de que el ICP calcula el mínimo local y devuelve la transformación correspondiente, pudiendo dar lugar a alineamientos mejorables, como ha ocurrido.

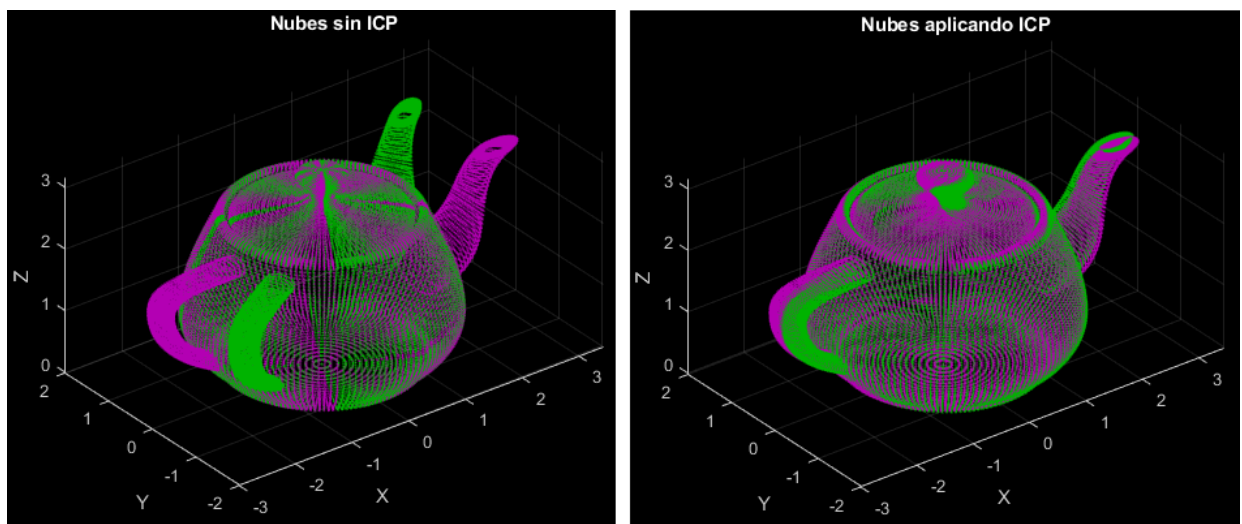


Figura 2. Nubes originales (izquierda) y nubes aplicando ICP (derecha).

Una de las ventajas de realizar este trabajo en Matlab es que dispone de funciones para trabajar con nubes de puntos (muestrearlas, aplicarles transformaciones, ...) y para aplicar el ICP seleccionando diversos valores de sus parámetros. Dentro de las posibilidades ofrecidas, las siguientes son las que se han considerado más importantes y por tanto serán objeto de análisis más adelante:

- Tipo de métrica del error. Se probarán las métricas punto-punto y punto-plano.

- Cantidad de outliers a rechazar. Matlab trabaja con el porcentaje de emparejamientos que sí se aceptan (inliers), por lo que será el parámetro empleado al realizar las pruebas.
- Cantidad máxima de iteraciones del ICP.
- Selección de puntos de las nubes. Matlab permite reducir la cantidad de puntos mediante diferentes métodos de muestreo de las nubes. Se ha optado por emplear un muestreo uniforme ya que es el método que mejor preserva la forma de la nube. Este consiste en agrupar en un único punto aquellos que se encuentren en una misma región de la nube (box). El parámetro a optimizar es el tamaño de la caja de muestreo (Grid box).
- Transformación inicial. Este parámetro es opcional.

3. Pistola sensora y UWB

Para recoger información a lo largo de la trayectoria se empleó una pistola con sensores y un nodo de UWB (ver Figura 3).



Figura 3. Pistola sensora.

A continuación se explican brevemente los distintos elementos integrados:

- Cámaras RGBD (2, superior e inferior)

Son sensores formados por una cámara RGB y un dispositivo de sensado de profundidad, que añade esta información a la imagen tomada. Gracias a esta combinación se dispone de una representación tridimensional de la escena fotografiada, por ejemplo, en forma de nube de puntos. La pistola dispone de una de estas cámaras en la parte superior y otra en la parte inferior. El modelo de estas dos cámaras es el Asus Xtion Pro RGB-D.

- IMU (Inertial Measurement Unit)

Una unidad de medición inercial (IMU) es un dispositivo electrónico formado por tres acelerómetros y tres giróscopos, un par por cada eje de coordenadas. De esta manera es capaz de medir las fuerzas a las que es sometido y la velocidad angular en cada uno de sus tres ejes. Son dispositivos pequeños, baratos y con buena precisión a corto plazo, pero sus medidas tienen cierta deriva que obliga a combinarlos con otros sensores cuando el tiempo de uso es elevado. Una de sus principales aplicaciones es la localización de vehículos, motivo por el cuál se decidió instalar uno de estos sensores en la pistola. El modelo instalado es el PhidgetSpatial 3/3/3.

- UWB (Ultra-WideBand)

Es una tecnología de radio que abarca una amplia banda de frecuencias a partir de los 0.5 GHz. Una de sus principales aplicaciones es la localización, en la que presenta una gran resolución. Esta se consigue mediante la instalación de diversos nodos en lugares fijos y conocidos y de uno de estos dispositivos en el cuerpo móvil a localizar. Esta red se comunica entre sí, pudiendo determinar la localización del nodo móvil y enviarla a una unidad externa, como un ordenador.

En la pistola sensora se incorporó una unidad de UWB, la correspondiente a la del cuerpo a localizar. Además se instalaron 6 nodos fijos en la cueva. Los nodos son de la casa Decawave, los cuales tienen una precisión mínima de 10 cm, suficiente para el propósito de este trabajo. Gracias a esta red de UWB se dispone de las coordenadas seguidas por la pistola a lo largo de la trayectoria. Estas coordenadas, a las que se les da el nombre de Ground-Truth (GT), serán las consideradas como la trayectoria real seguida por el dron de cara a evaluar el algoritmo.

- Láser

Aunque no ha sido empleado para la elaboración de este trabajo, hay que mencionar que se instaló un sensor lidar de barrido plano en la pistola. Estos sensores emiten un haz láser sobre una superficie y calculan la distancia hasta la misma mediante el tiempo de retraso entre la emisión del haz y su detección con la señal reflejada. El modelo de este sensor láser es el Hokuyo UST-20LX.

Para poder trabajar con los datos de las cámaras, el IMU, y el UWB es imprescindible conocer su localización relativa respecto del cuerpo del dron, tanto su rotación como su traslación (ver Figura 4). Para ello, se aplican las correspondientes transformaciones homogéneas a las lecturas de los sensores, de manera que estas lecturas se expresan en la referencia central del cuerpo del dron y si se conoce la localización de este, en la referencia absoluta. Estas transformaciones vienen dadas por la forma en la que se integraron los sensores en la pistola.

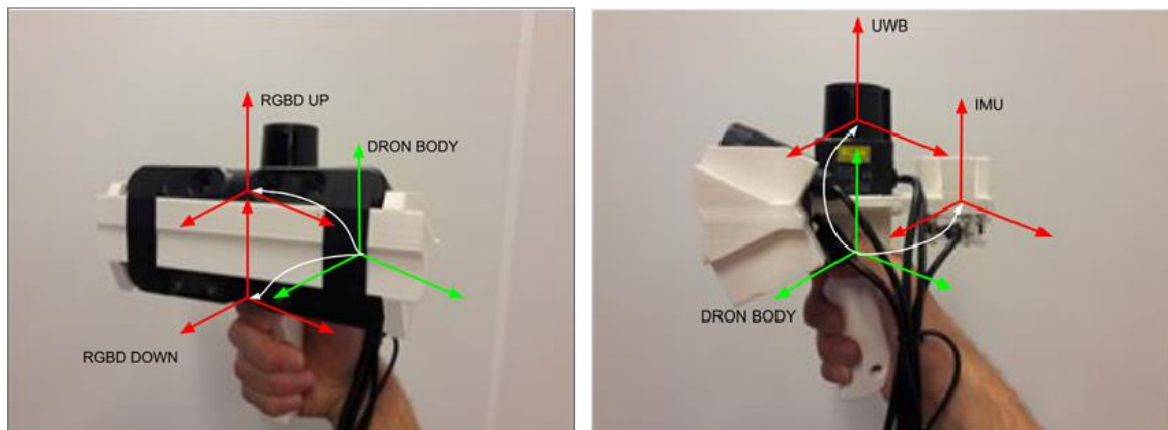


Figura 4. Escenario con transformaciones homogéneas entre las distintas referencias.

En el caso del UWB, es también necesario conocer las coordenadas del punto de referencia empleado al instalar la red de nodos y la localización relativa de la referencia absoluta establecida respecto de estas coordenadas. Teniendo en cuenta esta información se pueden realizar experimentos con diferentes referencias pudiendo localizar al dron respecto a las mismas.

4. Mapa del entorno

El lugar de realización de las pruebas ha sido la cueva Román, situada en la provincia de Burgos, en las ruinas de la antigua ciudad romana de Clunia.

Una de las tareas que allí realizó el equipo de investigación es la obtención de la representación digital de la cueva en forma de nube puntos. Esta nube se obtuvo mediante un escáner topográfico, el P20 de la marca Leica. De este modelo de escáner cabe destacar que tiene una elevada velocidad de barrido (hasta un millón de puntos por segundo) y una buena precisión (1 mm a distancias de 10 metros). La nube obtenida se puede ver en la figura 5.

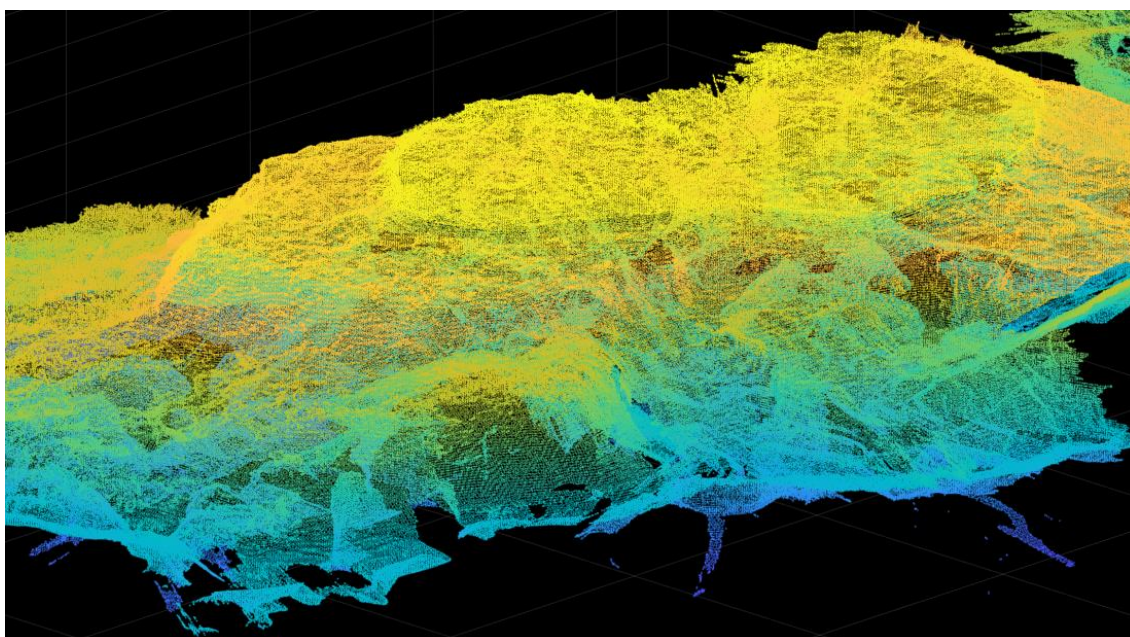


Figura 5. Nube de puntos de la cueva.

Esta nube de puntos es la empleada como nube fija para aplicar el ICP con las lecturas de los sensores de rango (las cámaras RGBD). Al respecto cabe destacar que las superficies de la cueva son muy relevantes de cara al correcto funcionamiento del algoritmo. Esto es así porque la presencia de formas irregulares, como podrían ser ciertas rocas de la cueva, puede favorecer el resultado del ICP debido a que estas formas dan poco margen de error al algoritmo, ya que cuanto más irregular sea una superficie mayor será el error calculado por el ICP con las transformaciones incorrectas, al contrario de lo que ocurre con las superficies planas, en las que se puede calcular un error pequeño pero estar rotando las nubes respecto del alineamiento real.

Para realizar los experimentos es necesario establecer una referencia absoluta en la cueva respecto a la cuál se expresarán las mediciones. Esta se estableció como se ve en la figura 6. Cabe mencionar que el eje X tiene dirección este y el eje Y dirección norte.

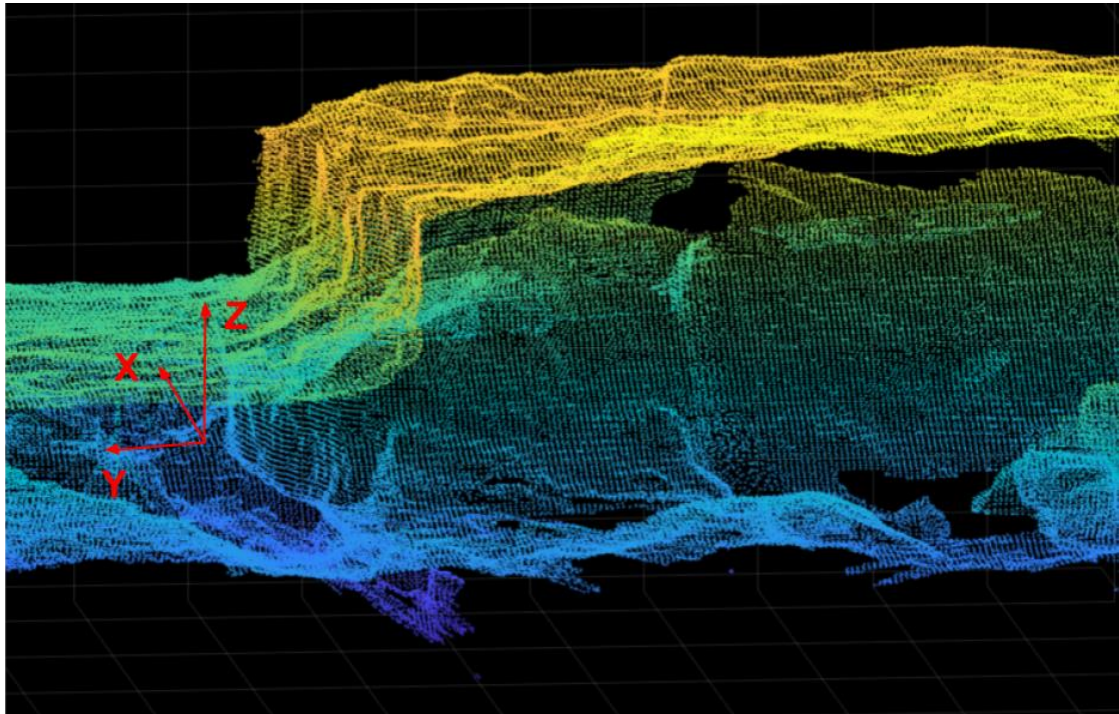


Figura 6. Nube de la zona de vuelo con referencia absoluta.

Respecto al vuelo, se situó el dron en una parte de la cueva en la que enfocaba una pared relativamente plana en la zona inferior, una pared al fondo y en el lateral izquierdo (desde la vista frontal del dron) y el techo de la escena (puede verse la nube de puntos en la figura 6). Es importante la presencia de estas superficies ya que con ellas se espera aplicar el algoritmo ICP para localizar al robot. El dron realizó un vuelo de aproximadamente 70 segundos, durante los cuales se recogieron los siguientes datos con la pistola de sensores y el UWB:

- Ultra-wideband: Periodo de muestreo de 100 ms, se tomaron 701 medidas.
- Cámaras RGBD: Periodo de muestreo en ambas cámaras de unos 33 ms. Cada una tomó 2097 imágenes.
- IMU: Periodo de muestreo de 4 ms, se tomaron 17371 medidas.

5. Cadena de localización

El objetivo principal del algoritmo es leer los datos de los sensores a lo largo de la trayectoria y a partir de ellos estimar las sucesivas localizaciones mediante el ICP. La idea es que con el movimiento del dron las nubes de puntos detectadas por los sensores de rango se irán desplazando y rotando (ya que al leer nuevos datos se mantiene la localización calculada con los anteriores), de modo que el ICP calcula la transformación que mejor alinea estas nubes de puntos con la de referencia de la cueva. Esta transformación corresponde al movimiento del dron entre cada iteración, por lo que al aplicarla a la localización anterior se puede estimar la trayectoria que ha seguido durante el vuelo (ver Figura 7).

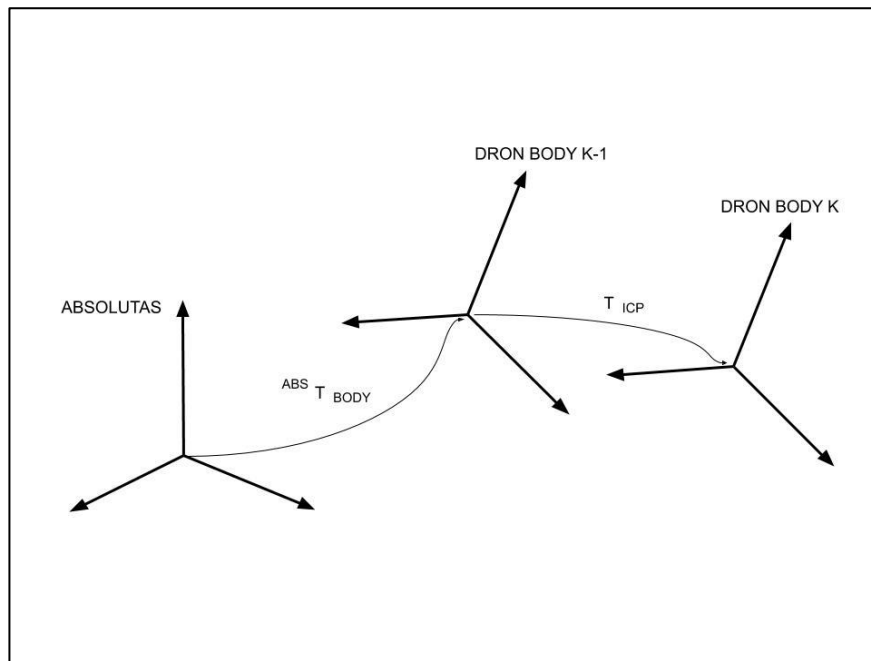


Figura 7. Obtención de posición en instante k con la transformación generada por el ICP.

El algoritmo de localización consta de las siguientes partes:

1. Lectura de nube de puntos del entorno, empleada como referencia al aplicar el ICP, y parametrización de las dimensiones del dron, las cuales se trabajan a partir de las transformaciones rígidas entre las distintas partes del dron, como se ha explicado en la sección 3.
2. Selección de los parámetros del algoritmo ICP (métrica del error, cantidad de inliers, etc).
3. Obtención de la localización inicial. Mediante la lectura de una de las primeras nubes de puntos capturada por los sensores se calcula la transformación que más aproxime esta nube a la original de la cueva. Partiendo de esta transformación, se aplica el ICP para ajustarla y así se obtiene la transformación que

genera el menor error entre la nube inicial y la original, es decir, se obtiene la localización de partida del dron con esa nube.

4. A partir de esta localización inicial, en un bucle se leen las sucesivas nubes de puntos generadas por los sensores para estimar la posición del dron correspondiente. Este bucle tiene los siguientes pasos:
 - a. Lectura de la siguiente medición de los sensores RGBD.
 - b. Fusión de las nubes de puntos detectadas por las dos cámaras en una única nube, la que se tratará de alinear con el ICP.
 - c. Predicción de la siguiente posición. A partir de los datos previos puede estimarse la siguiente localización del dron e incluir esta información en el algoritmo asignando una transformación de partida para minimizar el error. Otra posibilidad es el uso de las medidas del IMU (acelerómetros y giroscopios) para predecir la siguiente posición. Esto último es analizado en una sección posterior.
 - d. Cálculo de la transformación que mejor alinea la nube de puntos detectada con la de referencia aplicando el ICP.
 - e. Obtención de la siguiente localización mediante la transformación calculada.

Una vez finalizado el bucle, se dispone de las estimaciones de la trayectoria seguida por el dron, las cuales pueden compararse con las indicadas por el Ground-Truth (la trayectoria medida por el UWB).

El desarrollo de este algoritmo se realiza en Matlab. En el siguiente diagrama se esquematizan sus principales partes (ver Figura 8).

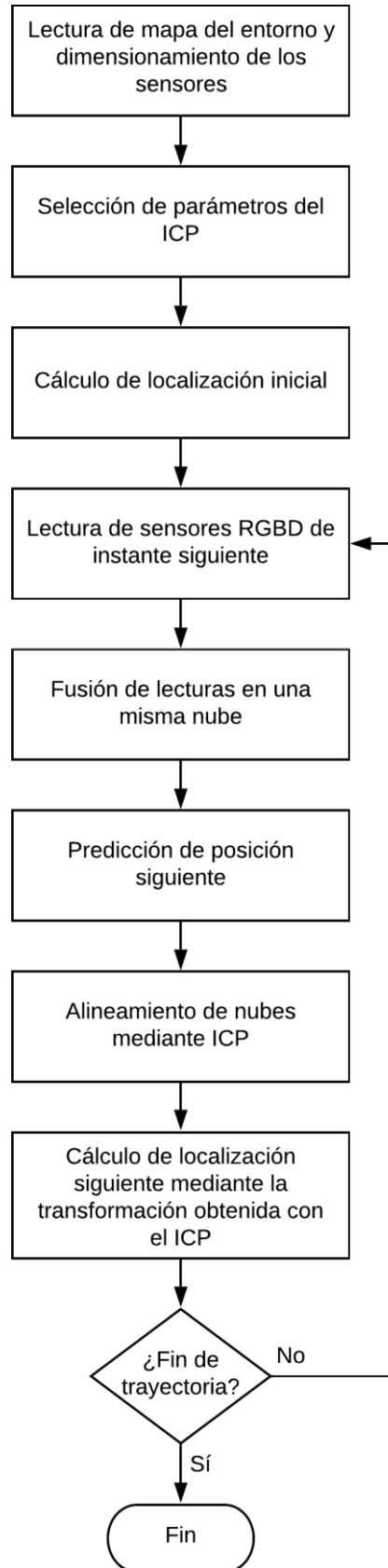


Figura 8. Cadena de localización.

6. Análisis paramétrico

A partir de los datos captados por los sensores durante el vuelo y la cadena de localización explicada previamente, se ha implementado el algoritmo de localización en Matlab para analizar la viabilidad de este algoritmo como método de localización y optimizar los parámetros del ICP en este tipo de entorno (confinado y no estructurado).

Se han realizado dos conjuntos de pruebas. En el primer conjunto se leen únicamente los puntos detectados por la cámara superior (RGBD-UP), mientras que en el segundo se trabaja con las lecturas de las dos cámaras fusionadas en una misma nube de puntos. De esta manera se espera analizar el efecto de incluir un segundo sensor, incrementando la cantidad de información detectada.

Tras explicar los dos grupos de pruebas se realiza un análisis más profundo de los resultados del algoritmo. En secciones posteriores se estudia la integración del IMU con los sensores de rango y el uso del UWB para mejorar los resultados.

Al realizar unas pruebas preliminares se vio que las prestaciones del algoritmo no son demasiado buenas. Por este motivo se decidió enfocar el análisis de los resultados en el primer tramo de la trayectoria, donde se pueden sacar las conclusiones más importantes ya que las estimaciones se pueden comparar con la trayectoria real seguida (Ground-Truth). Este tramo se ha dividido en dos partes de cara a facilitar la evaluación del algoritmo para optimizar los parámetros:

- Corto plazo. Lo constituyen las primeras 200 imágenes detectadas por las cámaras. Al ser el periodo de muestreo de aproximadamente 33 ms, el tiempo de vuelo que representa este tramo es de unos 6.6 segundos.
- Largo plazo. Formado por las 300 imágenes posteriores al corto plazo. El tiempo de vuelo equivalente es de unos 10 segundos.

Este análisis de los primeros 16 segundos de vuelo puede parecer insuficiente al disponer de 2000 imágenes tomadas por cada cámara (que constituyen los 70 segundos del experimento). No obstante, las estimaciones hechas con las nubes posteriores a este primer tramo se alejan demasiado de la real, lo que dificulta la comparación. Además, en estas primeras imágenes se refleja la casuística de las posibles nubes de puntos leídas por las cámaras, en las que varían la cantidad de puntos detectados y las superficies de la cueva enfocadas. Esto es importante porque el funcionamiento del ICP está claramente determinado por las características de la nube móvil (la que se quiere alinear). De esta manera, se puede analizar el ICP completamente en este primer tramo.

Cabe destacar que la nube de puntos fija empleada para aplicar el ICP no es la nube completa de la cueva, sino que se ha limitado a los puntos de la sala donde se realizó el vuelo. De esta manera se elimina una gran cantidad de

información innecesaria, lo que reduce los tiempos de cómputo requeridos para resolver el ICP en cada iteración del bucle de localización.

A la hora de realizar las pruebas, se ha establecido como configuración de partida una que alineaba las nubes de forma correcta en las pruebas preliminares. A partir de esta primera configuración se ejecutan grupos de pruebas en los que varían los valores de un parámetro manteniendo fijos los demás. De esta manera, conforme se realiza cada grupo de pruebas se obtiene el valor óptimo del parámetro analizado, manteniendo este valor en las siguientes. Esta metodología no tiene en cuenta una posible interrelación entre los valores de los parámetros, no obstante, refinar hasta ese punto el algoritmo requeriría una cantidad de pruebas mucho mayor, por lo que se ha decidido obviar esta posible interrelación.

Los parámetros por optimizar son los siguientes:

- Tipo de error métrico (punto-punto y punto-plano).
- Porcentaje de emparejamientos aceptados (inliers).
- Cantidad de iteraciones máximas. Este parámetro, junto con la tolerancia del ICP, son los que determinan si debe finalizar el bucle de minimización del error. Se ha optado por analizar únicamente la cantidad de iteraciones máxima, manteniendo en todas las pruebas el valor de la tolerancia lo suficientemente bajo para que su efecto sobre el bucle se de en casos en los que la convergencia al resultado está asegurada.
- Tamaño del filtro empleado en el muestreo uniforme de las nubes.
- Predicción de posición siguiente. Tras optimizar el resto de los parámetros se introducirá una transformación inicial de partida que coincidirá en cada iteración con la obtenida en la anterior (en la primera será nula) ya que en el movimiento del dron no se esperan cambios bruscos y puede que las transformaciones no sean muy diferentes.

Respecto al análisis de los resultados, realizado con Matlab y Excel, se ha centrado en los siguientes aspectos:

- Error medio cometido por el ICP. La comparación de este dato entre las pruebas puede dar una idea de cuál es la que mejores alineamientos de nubes ha generado.
- Tiempo de cómputo medio del ICP. La obtención de la transformación con el ICP es la parte del algoritmo de localización más costosa computacionalmente. Por ello, se ha decidido analizar la variación de este tiempo en las pruebas.
- Similitud de la trayectoria estimada con la real. La forma de comparar este aspecto entre las pruebas es el uso de una métrica visual. Aunque puede parecer una forma subjetiva y poco precisa de análisis, se ha decidido que en este caso es ilustrativa y suficiente para comparar los resultados. Esta métrica se evalúa en los dos tramos iniciales explicados previamente:
 - Corto plazo. Para hacer más visual el análisis se emplean los siguientes tres símbolos para calificar los resultados de las pruebas:

- ✓ las estimaciones son comparables de una forma razonable.
- ~ se distinguen trazas similares, pero los resultados no pueden considerarse correctos.
- ✗ las estimaciones difieren lo suficiente como para considerarse erróneas.
- Largo plazo. Esta métrica solo se emplea cuando los resultados a corto plazo son lo suficientemente similares y se precisa diferenciarlos en este tramo.
 - Se indica la prueba con mejores resultados de manera textual (similar, mejor, peor).

La comparación con la trayectoria real dada por el UWB (Ground-Truth) se realiza por pares de coordenadas, ya que resulta más sencilla que en una gráfica tridimensional.

- Error cuadrático medio de las estimaciones. En ambos tramos de análisis (corto y largo plazo) se calcula el error cuadrático medio cometido por las estimaciones respecto al Ground-Truth. Esta medida aporta información más rigurosa que la anterior métrica de cara a evaluar la precisión de las estimaciones.

6.1. Pruebas con cámara RGBD UP

En estas primeras pruebas se analizan las prestaciones del algoritmo de localización cuando se emplea únicamente la cámara RGBD superior (UP). Esto implica disponer de nubes con menor cantidad de puntos que al leer las dos cámaras, por lo que, en principio, serán más difíciles de alinear con la de referencia.

Siguiendo el algoritmo expuesto en la sección 5, se ha encontrado una imagen con suficientes puntos para establecer la localización del dron. A partir de esta información, se ejecuta la cadena de localización con las siguientes 1000 imágenes, aunque el análisis se centre en las primeras 500, ya que así se puede tener una idea más general de los resultados.

Los parámetros probados en cada prueba y los resultados obtenidos se resumen en la siguiente tabla:

	Parámetros ICP				Resultados					
	Métrica de error ICP	ICP inliers	Iteraciones máximas	Grid box	Error medio del ICP	Tiempos de cómputo medios (segundos)	Métrica visual (corto plazo)	Métrica visual (largo plazo)	Error cuadrático medio (corto plazo)	Error cuadrático medio (largo plazo)
Prueba 1	Punto-Punto	0.95	50	0.05	0.0415	0.754	✗	Peor	0.688	1.319
Prueba 2	Punto-Plano	0.95	50	0.05	0.04	0.648	~	Mejor	0.383	1.229
Prueba 3	Punto-Plano	0.7	50	0.05	0.023	0.824	~		0.381	0.908
Prueba 4	Punto-Plano	0.8	50	0.05	0.027	0.754	~		0.384	1.095
Prueba 5	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.032	0.714	✓		0.385	1.163
Prueba 2	Punto-Plano	0.95	50	0.05	0.04	0.648	~		0.383	1.229
Prueba 6	Punto-Plano	0.9	30	0.05	0.032	0.68	✓	Similar	0.385	1.11
Prueba 5	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.032	0.714	✓	Similar	0.385	1.163
Prueba 7	Punto-Plano	0.9	80	0.05	0.032	0.795	✓	Similar	0.385	1.122
Prueba 8	Punto-Plano	0.9	50	0.02	0.024	4.934	~		0.382	1.168
Prueba 5	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.032	0.714	✓	Mejor	0.385	1.163
Prueba 9	Punto-Plano	0.9	50	0.1	0.047	0.182	✓	Peor	0.385	1.165
	Parámetros del ICP		Predicción							
Prueba 5	Los previos		NO		0.032	0.714	✓	Mejor	0.385	1.163
Prueba 10	Se mantienen los de la prueba 5		SI		0.032	0.639	✓	Peor	0.385	2.662

Tabla 1. Resumen de pruebas con cámara UP.

Posiblemente la conclusión más importante de las pruebas es que en todas ellas se acaba perdiendo la capacidad de estimación. En el tramo de corto plazo las estimaciones son comparables a la trayectoria real. Sin embargo, conforme se van leyendo más imágenes las trazas estimadas difieren cada vez más respecto de la referencia.

Esta pérdida de estimación es analizada más adelante. A pesar de ella, se han podido apreciar diferencias entre las pruebas y así optimizar los parámetros del ICP.

- Error métrico (punto-punto, punto-plano)

Las estimaciones a corto plazo son mejores con punto-plano y a largo plazo son mucho mejores. Además, se puede ver que los errores cometidos son menores, por lo que se ha decidido establecer esta métrica como la óptima. Este error menor puede deberse a la presencia de dos superficies relativamente planas en el entorno (el techo y la pared inferior), lo que a priori favorece la métrica de punto-plano.

Este parámetro es el que más parece influir en el funcionamiento del ICP.

- Porcentaje de inliers (70, 80, 90, 95 %)

Tras probar varios porcentajes de inliers, se generan unas trazas más similares con el 90 %, aunque los errores cometidos han sido parecidos. Es interesante observar que existe una dependencia inversa del tiempo de cómputo con el porcentaje de inliers. Esto indica que el ICP tarda menos en converger a la transformación que minimiza el error cuanto mayor sea la cantidad de emparejamientos disponibles.

- Cantidad de iteraciones máximas (30, 50, 80)

En las tres pruebas se obtienen exactamente las mismas estimaciones de la trayectoria a corto plazo. Esto demuestra que son necesarias menos de 30 iteraciones para hallar la transformación correcta con cada nube. A largo plazo se ve que algunas posiciones estimadas son algo peores con 30 iteraciones máximas. Esto es coherente con el error creciente de los alineamientos, que hace que cada vez sea más difícil estimar la trayectoria y se necesiten más iteraciones.

Al analizar los tiempos de cómputo medios se ve que cuanto menor sea el número de iteraciones máximas menor será el tiempo de cómputo, lo que es del todo lógico al no ejecutarse tantas iteraciones. Dado que las estimaciones han sido similares en todas las pruebas, se han seleccionado 50 como la cantidad óptima de iteraciones porque a largo plazo es algo mejor que 30 y similar a 80, teniendo unos tiempos de cómputo algo menores respecto de esa última prueba.

- Tamaño del filtro para muestreo, Grid box (0.02, 0.05, 0.1)

Se han probado estos tres valores del filtro porque tras el muestreo devuelven nubes muy densas, nubes con puntos claramente diferenciados y un caso intermedio entre ambas situaciones. Sorprendentemente, las estimaciones con las nubes más densas son peores, aunque dispongan de una cantidad mayor de puntos para alinearse. En cuanto a las otras dos pruebas, los resultados han sido similares a corto plazo, pero a largo plazo es mejor la prueba con 0.05 (se puede ver en los errores cometidos en cada caso).

Analizando los tiempos de cómputo se observa que cuanto más densa sea la nube mayor será la duración del algoritmo, lo que es lógico, puesto que al haber más puntos que emparejar el ICP tardará más en minimizar el error.

- Predicción

Al introducir una predicción de la siguiente localización mediante la transformación inicial antes explicada se obtienen las mismas estimaciones a corto plazo en todos los pares de coordenadas, lo que es del todo lógico considerando que esta predicción tiene como objetivo acelerar la convergencia, no cambiar su resultado. No obstante, a largo plazo esta transformación inicial empeora ligeramente las estimaciones.

A pesar de estos malos resultados a largo plazo, el hecho de incluir esta transformación inicial tiene la ventaja de acelerar la convergencia del ICP. En efecto, se puede ver que los tiempos de cómputo medios se reducen en casi 100 ms. No obstante, como la rapidez del algoritmo no es un punto prioritario se ha optado por no incorporar esta predicción.

Los parámetros óptimos establecidos son los siguientes:

Métrica de error ICP	ICP inliers	Iteraciones máximas	Grid box	Predicción
Punto-Plano	90 %	50	0.05	NO

Tabla 2. Parámetros óptimos con cámara UP.

La trayectoria estimada con estos parámetros en el primer tramo se ve en la siguiente figura:

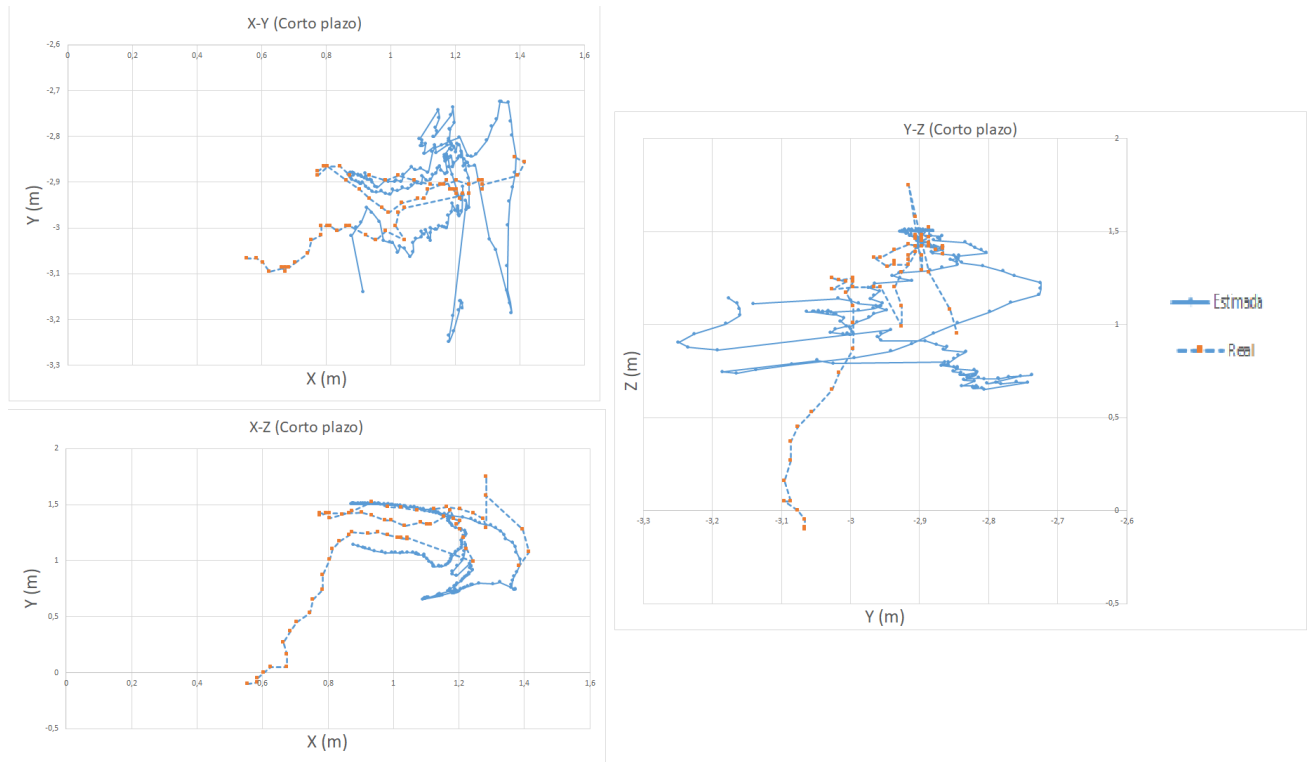


Figura 9. Estimaciones con parámetros óptimos al usar cámara UP (corto plazo).

Se puede intuir fácilmente una similitud entre ambas trazas. Las estimaciones se alejan hasta distancias de 0.5 metros aproximadamente

Por otro lado, a largo plazo las estimaciones tienen un error cada vez mayor. Como se ve en la figura 10, hay tramos en los que la evolución de la trayectoria estimada presenta una forma similar a ciertas partes de la real, pero el resultado general es peor respecto al corto plazo.

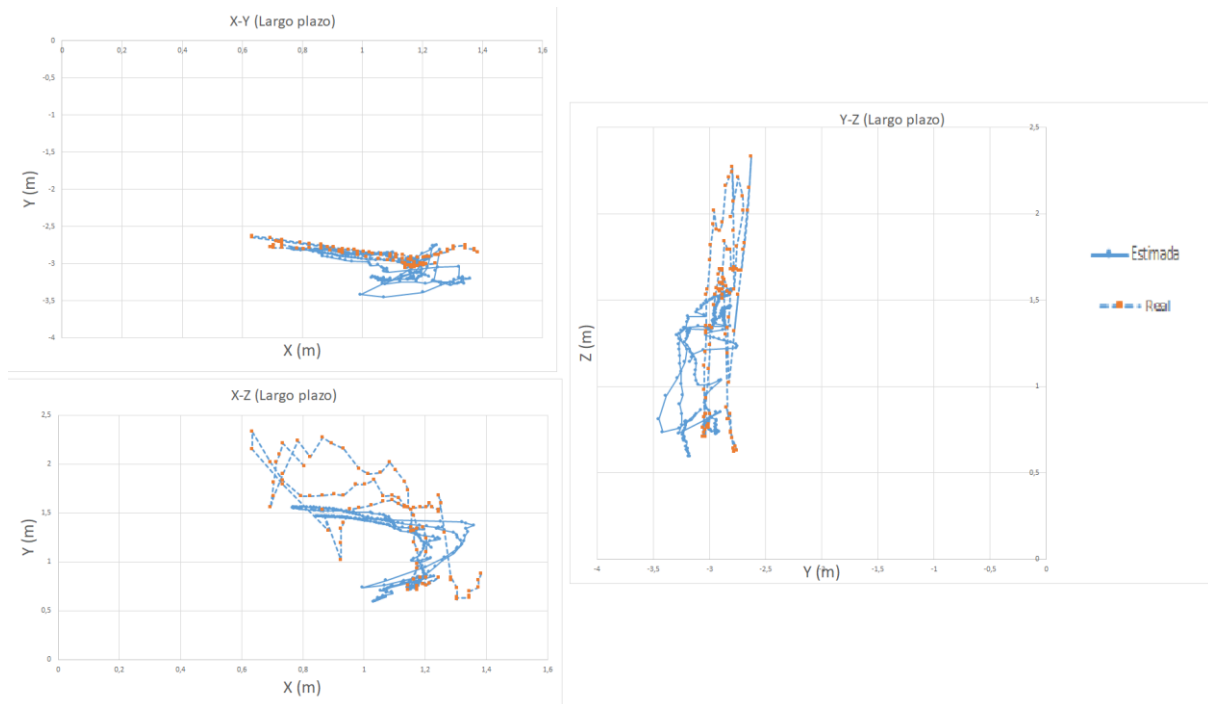


Figura 10. Estimaciones con parámetros óptimos al usar cámara UP (largo plazo).

De estas pruebas se concluye que este algoritmo de localización no se puede emplear en una aplicación real, por lo menos con los datos capturados por la cámara superior, ya que el error cometido tiende a crecer conforme se detectan más imágenes, además de que la similitud entre las trayectorias es claramente mejorable.

Es importante resaltar el hecho de que el error medio cometido por el ICP no se ha usado para evaluar los resultados de las pruebas. Esto se ha hecho así porque se ha visto que un error del ICP bajo no implica buenas estimaciones, de modo que este dato no es una métrica fiable.

Por otro lado, al analizar diversos valores de determinados parámetros del ICP se ha visto una clara relación de estos con los tiempos de cómputo, lo cual es un hecho a tener en cuenta de cara a otras posibles aplicaciones en las que intervenga el ICP, especialmente si son de tiempo real.

6.2. Pruebas con cámaras RGBD UP y DOWN

Ya se ha comprobado que al emplear una única cámara no se puede localizar el dron correctamente. En las siguientes pruebas se incorporan las lecturas de la cámara inferior (DOWN). De esta manera, la cantidad de puntos disponible para alinear las nubes y así obtener las sucesivas localizaciones del dron es mayor, por lo que es de esperar que el algoritmo funcione mejor que en las pruebas anteriores.

Como configuración de partida de los parámetros del ICP se emplea la obtenida como óptima en el caso anterior. La cantidad de imágenes se ha limitado a 500, correspondiente al tramo inicial en el que se está centrado el análisis.

Los parámetros probados en cada prueba y los resultados obtenidos se resumen en la siguiente tabla:

	Parámetros ICP				Resultados					
	Métrica de error ICP	ICP inliers	Iteraciones máximas	Grid box	Error medio del ICP	Tiempos de cómputo medios (segundos)	Métrica visual (corto plazo)	Métrica visual (largo plazo)	Error cuadrático medio (corto plazo)	Error cuadrático medio (largo plazo)
Prueba 1	Punto-Punto	0.9	50	0.05	0.047	1.09	✗	Peor	0.578	0.604
Prueba 2	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.043	0.98	~	Mejor	0.491	0.593
Prueba 3	Punto-Plano	0.7	50	0.05	0.029	1.15	✗		0.445	0.607
Prueba 4	Punto-Plano	0.8	50	0.05	0.034	1.02	~		0.465	0.597
Prueba 2	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.043	0.98	~		0.491	0.593
Prueba 5	Punto-Plano	0.95	50	0.05	0.052	0.87	✗		0.507	0.65
Prueba 6	Punto-Plano	0.9	30	0.05	0.043	1.02	~	Similar	0.491	0.592
Prueba 2	Punto-Plano	0.9	50	0.05	0.043	0.98	~	Similar	0.491	0.593
Prueba 7	Punto-Plano	0.9	80	0.05	0.043	0.97	~	Similar	0.491	0.593
Prueba 8	Punto-Plano	0.9	10	0.05	0.044	0.089	~	Similar	0.501	0.595
Prueba 9	Punto-Plano	0.9	10	0.02	0.037	5.72	~	Similar	0.445	0.581
Prueba 8	Punto-Plano	0.9	10	0.05	0.044	0.089	~	Similar	0.501	0.595
Prueba 10	Punto-Plano	0.9	10	0.1	0.057	0.2	~	Similar	0.502	0.605
	Parámetros del ICP		Predicción							
Prueba 8	Los previos		NO		0.044	0.089	~	Mejor	0.501	0.595
Prueba 11	Se mantienen los de la prueba 8		SI		0.124	1.09	~	Peor	0.492	15.607
Prueba 12	Iteraciones máximas = 50		SI		0.044	1.13	~	Mejor	0.492	0.592

Tabla 3. Resumen de pruebas con cámaras UP y DOWN.

Al igual que en el caso de la cámara UP, las estimaciones tienen un error creciente conforme se detectan nuevas imágenes. Lo curioso es que los resultados han sido mejores en las otras pruebas, a pesar de que la cantidad de puntos detectada por los sensores es menor. Este hecho se analiza más adelante en esta misma sección.

A pesar de este detalle, se han optimizado los parámetros siguiendo la misma metodología que en las otras pruebas.

- Error métrico (punto-punto, punto-plano)

Con punto-plano las trazas estimadas a corto plazo son algo mejores y a largo plazo son claramente mejores. Esto es coherente con la presencia de las dos superficies planas, como se ha comentado previamente.

- Porcentaje de inliers (70, 80, 90, 95 %)

Con el 80 y el 90 % los resultados son medianamente aceptables, algo mejores en el caso de aceptar el 90 %.

Se ve la misma dependencia inversa entre la cantidad de inliers a aceptar y el tiempo en cada iteración que en las pruebas anteriores.

- Cantidad de iteraciones máximas (30, 50, 80, 10)

En las pruebas con valores 30, 50 y 80 se estiman las mismas trayectorias a corto, por lo que se deduce que son necesarias menos de 30 iteraciones para converger a la transformación correcta.

Para comprobar hasta qué punto se puede bajar esta cantidad máxima de iteraciones sin empeorar el funcionamiento del algoritmo se ha realizado una prueba reduciéndola a 10. Las estimaciones siguen siendo las mismas, lo que indica que con menos de 10 iteraciones el algoritmo ICP es capaz de converger a la transformación que minimiza el error entre las nubes.

A largo plazo todas las pruebas han tenido unos resultados similares. Los tiempos de cómputo en el caso de 10 iteraciones máximas salen algo menores (alguna centésima de segundo menos), por lo que se ha establecido esta cantidad como óptima.

- Tamaño del filtro para muestreo, Grid box (0.02, 0.05, 0.1)

Las trayectorias estimadas a corto y largo plazo han sido muy similares en todos los casos. Se determina que el tamaño óptimo del filtro es de 0.05, ya que trabajar con nubes más densas (0.02) aumenta significativamente los tiempos de cómputo sin aportar mejoras en las estimaciones y las estimaciones con 0.1 tienen algo más de error.

- Predicción

Manteniendo las iteraciones máximas en 10 y añadiendo la predicción de posición se estiman las mismas trayectorias a corto plazo, pero a largo plazo se comete un error enorme. Además, los tiempos de cómputo no se mejoran. Esto puede deberse a que las predicciones hechas no buenas y realmente no aceleran la convergencia sino que la emporan ligeramente. Puede que la causa de esto sea haber reducido demasiado la cantidad de iteraciones máximas (se podría estar impidiendo al ICP minimizar el error entre las nubes).

Por esto, se ha realizado otra prueba para comprobar si la causa del empeoramiento es la reducción de la cantidad de iteraciones. Al aumentarlas de nuevo hasta 50 los tiempos de cómputo han salido peores, pero las estimaciones a largo plazo son similares al caso sin predicción.

Partiendo de este análisis, se concluye que es mejor no incluir la transformación inicial. No obstante, cabe resaltar el hecho de que se podrían conseguir mejores resultados empleando una predicción diferente. Por ejemplo, si se tuvieran en cuanto varias de las transformaciones anteriores y a partir de ellas se estimase cuál puede ser la siguiente. Al ser este método más complejo y dado que la mejora de los tiempos de cómputo no es un factor importante, se ha optado por no analizar este aspecto.

Los parámetros óptimos de estas pruebas han sido idénticos (salvo por la decisión de reducir la cantidad de iteraciones máximas) a los del caso de la cámara UP. Pueden verse en la siguiente tabla:

Métrica de error ICP	ICP inliers	Iteraciones máximas	Grid box	Predicción
Punto-Plano	90 %	10	0.05	NO

Tabla 4. Parámetros óptimos con cámaras UP y DOWN.

La trayectoria estimada con estos parámetros a corto plazo se ve en la siguiente figura:

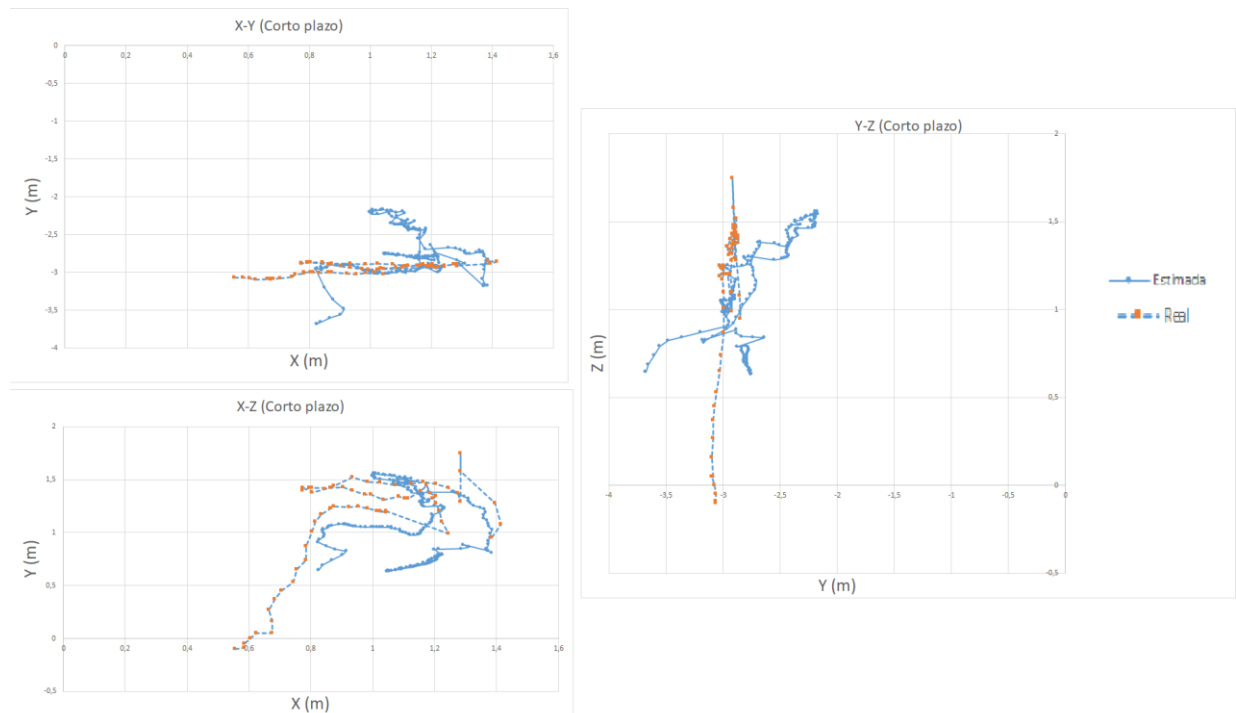


Figura 11. Estimaciones con parámetros óptimos al usar cámaras UP y DOWN (corto plazo).

Los errores cometidos son mayores que en el caso de la cámara UP.

A largo plazo las estimaciones empeoran claramente:

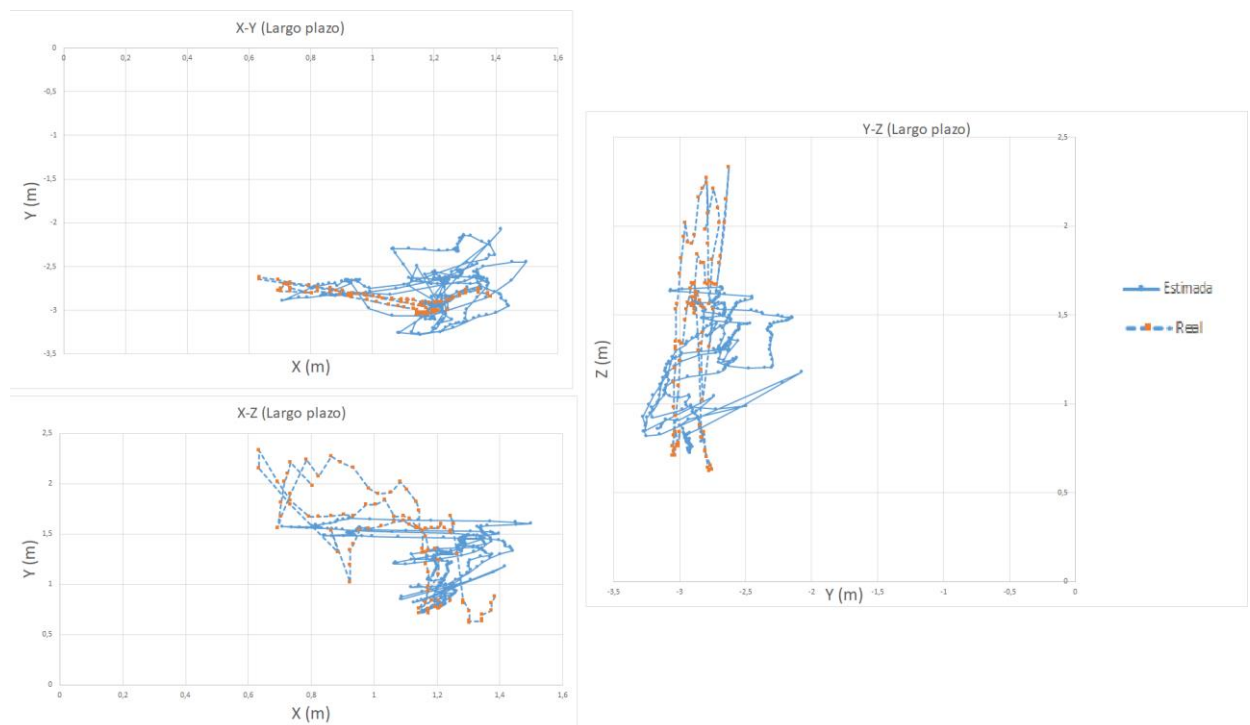


Figura 12. Estimaciones con parámetros óptimos al usar cámaras UP y DOWN (largo plazo).

6.3. Análisis de la pérdida de estimación

Para analizar las causas del error en la estimación de la localización se han estudiado en detalle los resultados de la prueba 8 al emplear las dos cámaras RGBD, cuya configuración de parámetros es la determinada como óptima.

En primer lugar, se ha analizado la evolución de la cantidad de puntos detectada por las cámaras a lo largo de la trayectoria, ya que este es un factor que incide directamente en el funcionamiento del ICP. Esta evolución puede verse en la figura 13:

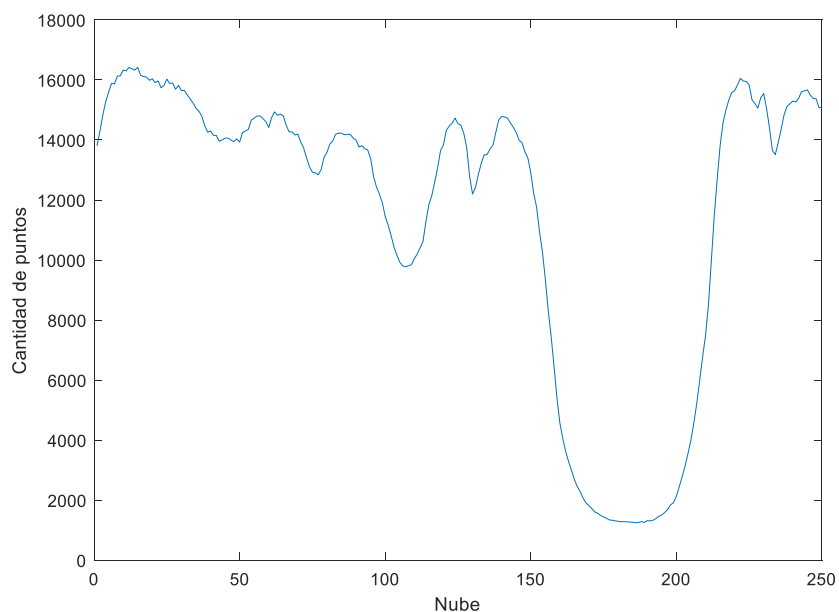


Figura 13. Cantidad de puntos de cada nube.

Se aprecian dos tramos en los que la cantidad de puntos de las nubes decrece notoriamente, en torno a la imagen 100 y, especialmente, entre la 150 y la 200. Estas bajadas pueden ser muy problemáticas, ya que si no hay suficientes emparejamientos de puntos el algoritmo ICP podría no ser capaz de alinear las nubes de forma correcta.

Es interesante estudiar el error cometido por el ICP en sus alineamientos de nubes en función de la cantidad de puntos. Este error se ve en la figura 14:

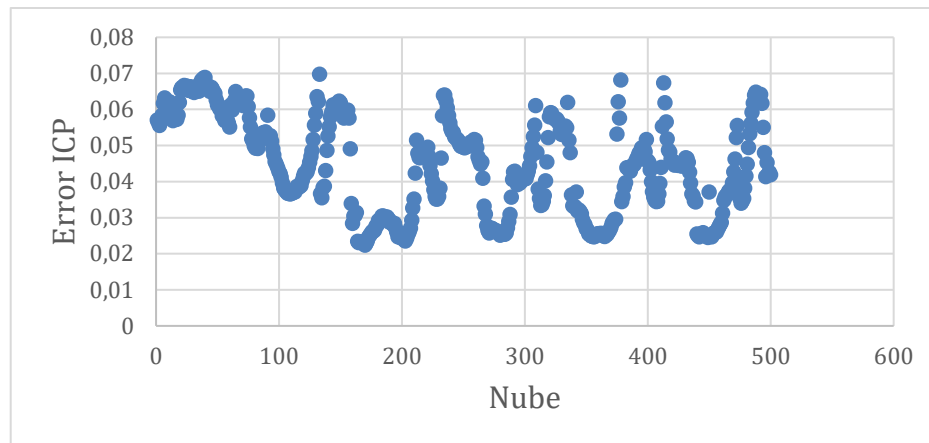


Figura 14. Error del ICP con cada nube de puntos.

El error del ICP y la cantidad de puntos detectados están directamente relacionados, de manera que cuantos menos puntos tengan las nubes, menor será el error que comete el ICP. Esta relación es muy importante. Tras visualizar las nubes detectadas por los sensores de rango a lo largo de la trayectoria, se ha visto que en los tramos con pocos puntos solo se está detectando una única superficie del entorno (en la Figura 15 se muestra la nube detectada con la imagen 166). Teniendo en cuenta la escasa cantidad de puntos y que estas superficies son relativamente planas, es fácil intuir que el ICP está convergiendo a transformaciones que alinean las nubes con un error mínimo sin que por ello se esté calculando correctamente la transformación que representa el movimiento seguido por el dron.

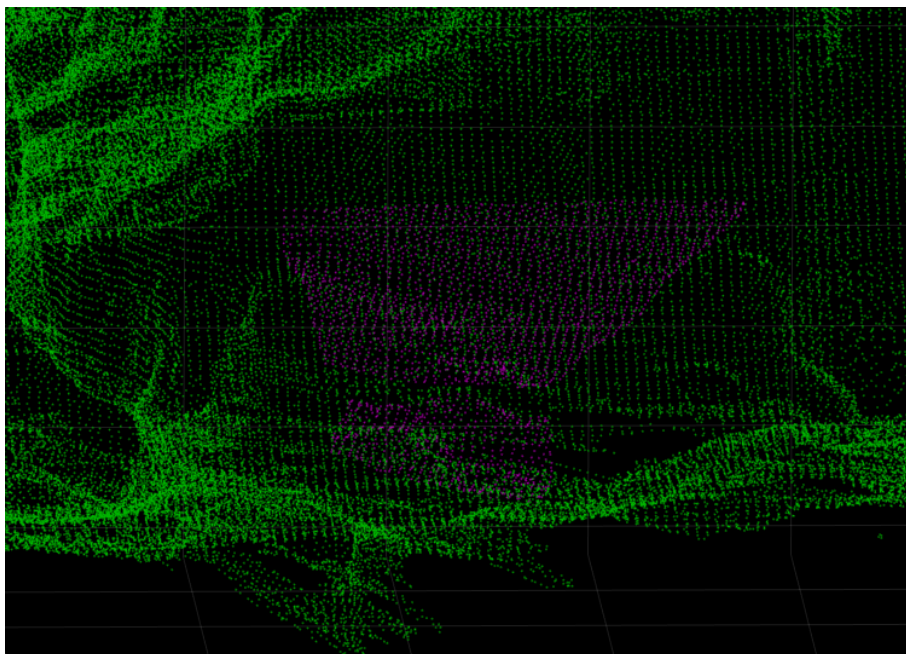


Figura 15. Nube detectada con pocos puntos (morada) y nube de referencia (verde).

La conclusión es que debido a la falta de información (escasez de puntos) el ICP puede estar desplazando la escena de forma incorrecta, cometiendo un error incluso menor que cuando alinea mejor las nubes.

Por otro lado, al estudiar las nubes detectadas por las cámaras se ha observado que hay zonas de puntos que son incoherentes con las demás, es decir, no pueden alinearse sin perjudicar los alineamientos de otras partes.

Esto se puede ver en la Figura 16, en la que la mayor parte de los puntos están solapados con la nube de referencia, pero hay tres zonas que no, y lo más importante, no se puede obtener una transformación que alinee estas zonas sin empeorar las demás.

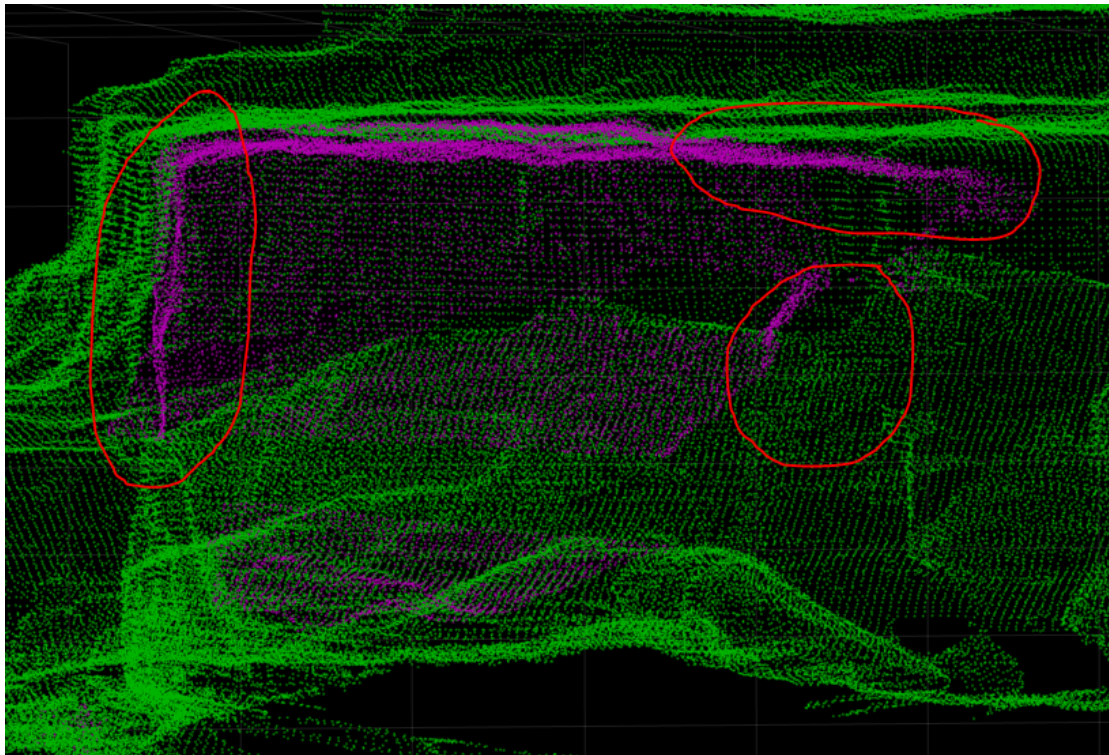


Figura 16. Zonas de puntos que no se pueden alinear.

Este hecho a priori no debería ser problemático, ya que al ejecutar el algoritmo ICP se establece un porcentaje con los peores emparejamientos que no se emplearán para el alineamiento, por lo que estos puntos serán ignorados. No obstante, durante el análisis se ha observado que estas zonas de puntos problemáticos llegan a ser muy grandes en ciertos tramos, de tal manera que las otras zonas son las consideradas como erróneas por el ICP. Esto provoca un empeoramiento de las estimaciones, y por este motivo se ha decidido estudiar en profundidad el problema.

Tras diferenciar los puntos detectados por las cámaras en cada imagen se ha llegado a la conclusión de que cada una detecta bien una determinada zona y peor las demás.

Por un lado, la cámara UP detecta bien el techo y las paredes laterales y del fondo pero los puntos que ve de la pared de debajo están algo inclinados respecto a los que detecta la cámara DOWN, por lo que no se pueden solapar.

Por otro lado, la cámara DOWN únicamente detecta bien los puntos de la pared inferior, ya que los relativos a las otras superficies no se solapan bien cuando el resto de la escena sí lo está.

A partir de esta información se ha realizado una prueba modificando el algoritmo de localización de manera que al leer las nubes de los sensores de rango se ignoren las zonas incoherentes. Aunque las estimaciones han mejorado, esta estrategia aumenta el problema de la escasez de puntos, ya que en los tramos en los que antes se detectaban pocos ahora se detectan aún menos.

Por este motivo se ha desarrollado un algoritmo similar, con la diferencia de que cuando la cantidad de puntos detectados sea inferior a un umbral no ignore ninguna zona a fin de disponer de la mayor cantidad posible de información para alinear las nubes de forma correcta.

El valor de este umbral se ha establecido en 12000 puntos, porque es una cifra que diferencia los tramos con más puntos de los que menos, tal y como se ha visto en la Figura 13.

Estos cambios en la cadena de localización inicial se pueden ver en la siguiente figura:

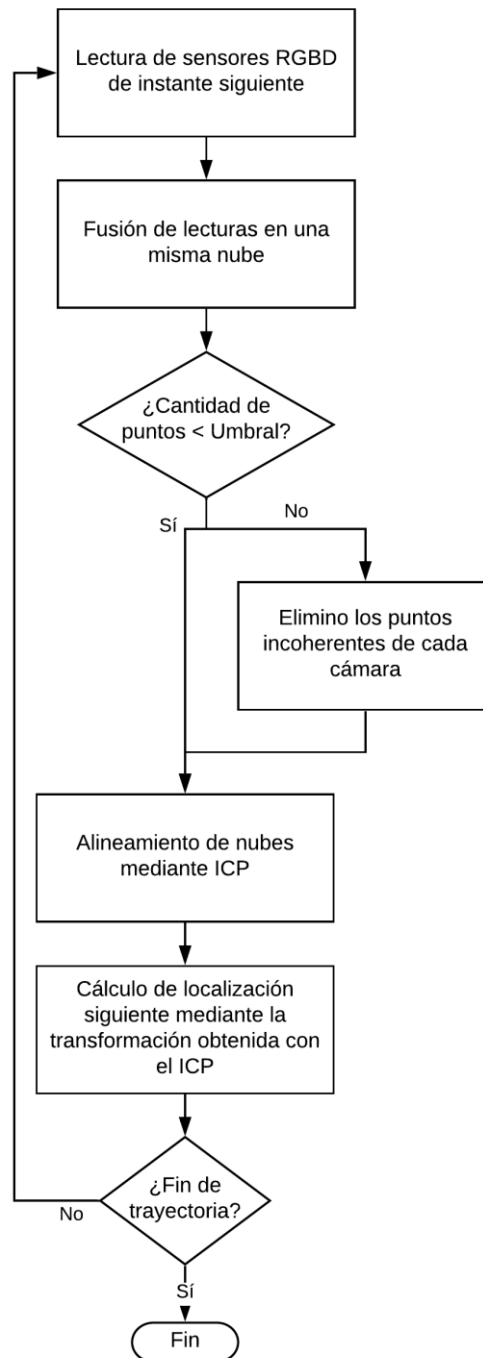


Figura 17. Algoritmo de localización con descarte de puntos.

Las estimaciones han mejorado sensiblemente respecto del caso anterior con las primeras 200 imágenes (ver Figura 18). Se aprecia un pequeño salto desde la posición inicial hasta la siguiente. Este tiene su origen en que para hallar la localización inicial del dron se emplearon todos los puntos detectados por las cámaras, pero con este algoritmo se eliminan algunos ya en la segunda imagen.

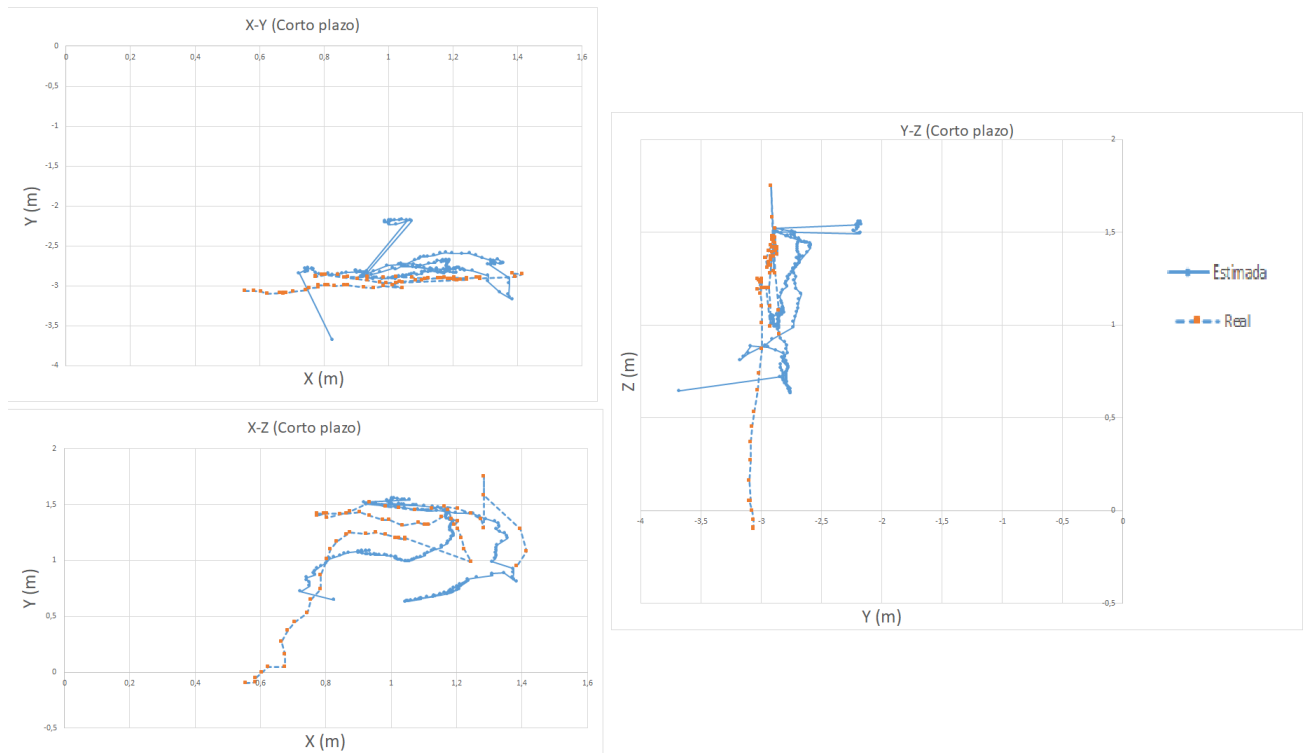


Figura 18. Estimaciones a corto plazo.

A largo plazo las estimaciones siguen teniendo error (ver Figura 19), de manera que no se puede dar por correcto el funcionamiento del algoritmo.

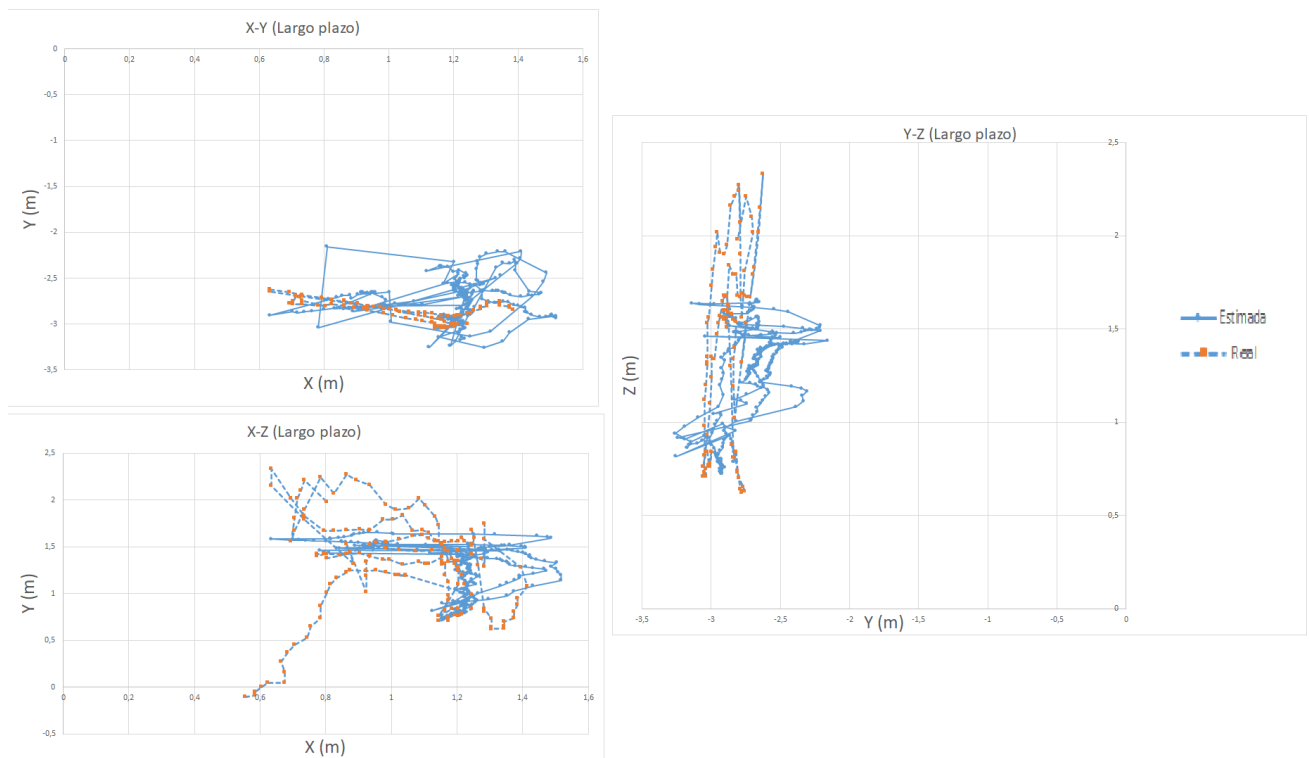


Figura 19. Estimaciones a largo plazo.

El error cuadrático medio cometido a corto plazo mejora respecto de la prueba anterior, mientras que a largo plazo es algo mayor:

	Corto plazo	Largo plazo
Prueba anterior	0.305	0.366
Prueba actual	0.265	0.374

Tabla 5. Comparación del error cuadrático medio.

En base a estos resultados, es interesante tener en cuenta una posible discriminación de los puntos detectados al aplicar el algoritmo ICP, aunque la estrategia para seleccionar los puntos correctos dependerá de cada situación.

Por otro lado, durante el estudio de los resultados de la prueba original con las dos cámaras se observó que hay puntos detectados que no pertenecen a ninguna superficie de la cueva (ver Figura 20). En principio, estos puntos no deberían ser problemáticos, ya que al estar alejados de la nube fija de la cueva se deberían considerar outliers, de modo que estableciendo un porcentaje adecuado de este parámetro no deberían influir en el resultado del ICP.

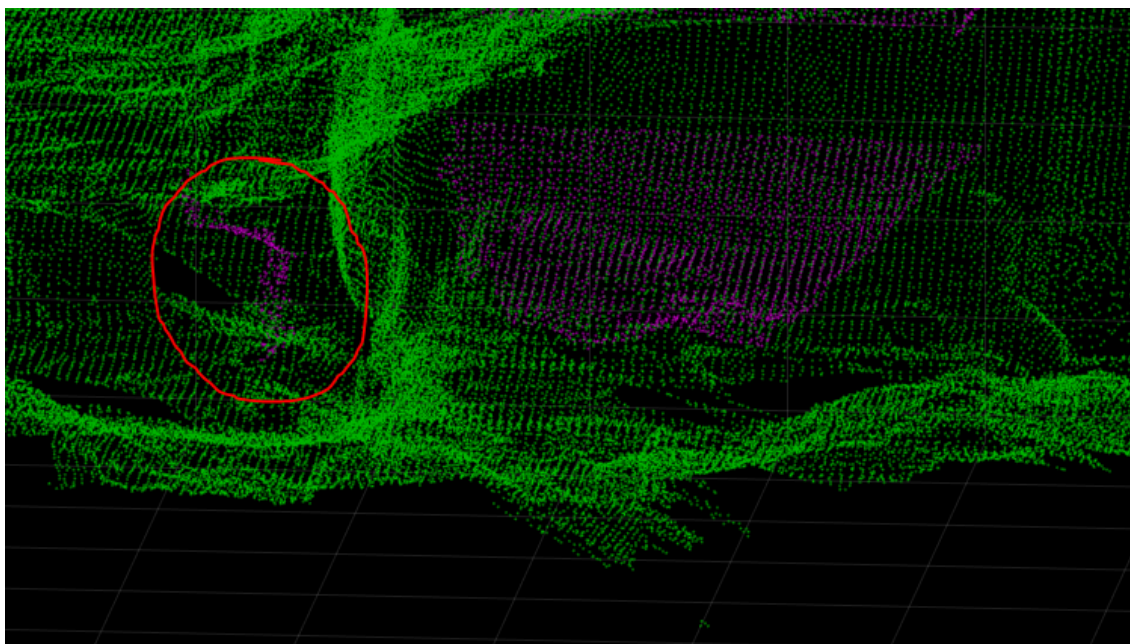


Figura 20. Puntos detectados que no pertenecen a ninguna superficie.

No obstante, se ha desarrollado un algoritmo que elimina estos puntos de las nubes detectadas para asegurar que no perjudican el funcionamiento del ICP. Esto ha sido posible ya que estos puntos únicamente han aparecido en la zona marcada en la Figura 20.

Las estimaciones de este algoritmo a corto plazo se pueden ver en la siguiente figura:

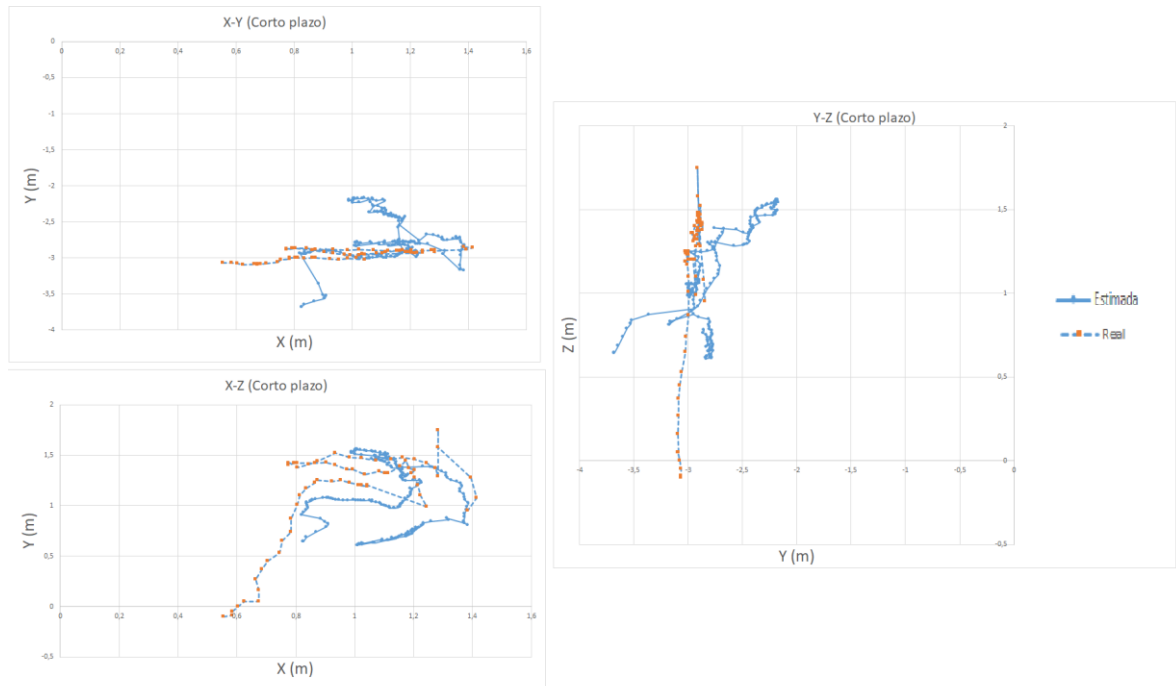


Figura 21. Estimaciones a corto plazo.

Las estimaciones son muy similares a las obtenidas en la prueba anterior, lo que puede deberse a que en esa prueba se eliminan ciertos puntos de las cámaras, de manera que estos puntos erróneos se han ignorado en ambos casos. Del mismo modo, a largo plazo las trazas estimadas son también parecidas:

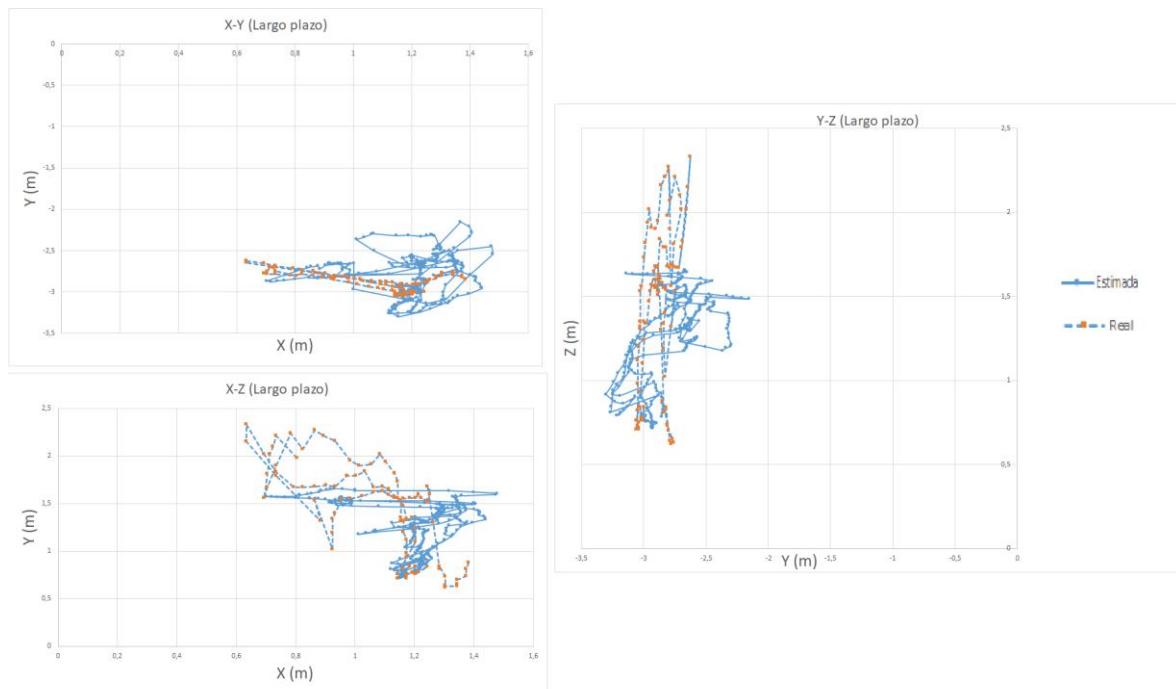


Figura 22. Estimaciones a largo plazo.

Los resultados de esta última prueba, al igual que la anterior, indican que los puntos detectados por las cámaras son cruciales para el funcionamiento del algoritmo, de modo que es recomendable estar atento a posibles puntos erróneos, los cuales deberán discriminarse.

En base al análisis y las pruebas realizadas, se determina que las principales causas del error cometido por el algoritmo en sus estimaciones son las siguientes:

- Las cámaras detectan puntos de determinadas zonas que no se pueden alinear de acuerdo con los demás, de forma que cuando estos puntos comienzan a ser numerosos empeoran las estimaciones de la trayectoria.
- En las nubes generadas por las cámaras hay puntos que no pertenecen a ninguna superficie del entorno. Aunque no deberían ser problemáticos (debido al porcentaje de outliers del ICP) se ha visto que los resultados mejoran al ignorar estos puntos.
- Hay tramos de la trayectoria en los que las cámaras enfocan una única superficie y detectan pocos puntos de esta. En estas situaciones, el ICP alinea las nubes con poco error pero puede estar desplazando la escena, y como solo ve una superficie plana (como el techo o la pared de abajo) no es capaz de corregir este fallo, le faltan referencias. Por eso cuando se ven casi todas las paredes y el techo se consiguen solapamientos de nubes aceptables.

Estas conclusiones dan una idea de por qué las estimaciones obtenidas al emplear solo la cámara superior (UP) son mejores que al leer las dos cámaras. En efecto, en el tramo inicial la cámara DOWN detecta puntos incorrectos de las paredes laterales y del techo, que empeorarían las estimaciones (como ocurre al leer las dos cámaras), pero estos puntos son ignorados al usar solo la cámara UP.

7. Combinación de sensores de rango con IMU

Como ya se ha explicado en la sección 3, son habituales las aplicaciones del IMU en combinación con otros sensores para localizar a un cuerpo en movimiento. Este es el objeto de la presente sección, en la que se combinan los datos capturados por el IMU con las imágenes de las dos cámaras RGBD.

7.1. Algoritmo de localización con IMU

El IMU tomó medidas durante la trayectoria en paralelo a los otros sensores. Al trabajar con estas medidas en Matlab se dispone, entre otros, de los siguientes datos:

- Instante temporal en que se realizó la medición.
- Aceleraciones resultantes de las fuerzas que actúan sobre el IMU, referidas a sus tres ejes de coordenadas.
- Orientación del IMU en forma de cuaternio.

Conocida la rotación del dron en un instante determinado, se pueden leer las fuerzas externas que actúan sobre el IMU, descontar la gravedad, y mediante transformaciones homogéneas (que dependen de la localización del IMU respecto de la referencia del cuerpo del dron y de la localización del dron en la cueva), expresarlas respecto a la referencia absoluta del dron.

A partir de las fuerzas en coordenadas absolutas, la posición y velocidad del instante anterior ($k-1$) y el periodo de muestreo del IMU, se puede estimar la posición y velocidad del instante siguiente (k):

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ z_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} \cdot T_{IMU}$$

$$\begin{bmatrix} v_{x,k} \\ v_{y,k} \\ v_{z,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{x,k-1} \\ v_{y,k-1} \\ v_{z,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} \cdot T_{IMU}$$

De esta manera se puede hacer uso del IMU para realizar una predicción de la posición siguiente que tomará el dron. Al ser el periodo de muestreo del IMU (4 ms) menor que el de las cámaras RGBD (33 ms), se ha optado por intercalar las estimaciones del IMU entre las del ICP. De esta manera se evita la deriva asociada al IMU, ya que en cuanto se detecta una nueva imagen se estima la siguiente localización con el ICP, corrigiendo el posible fallo que ha ido acumulando el IMU.

El algoritmo es el siguiente:

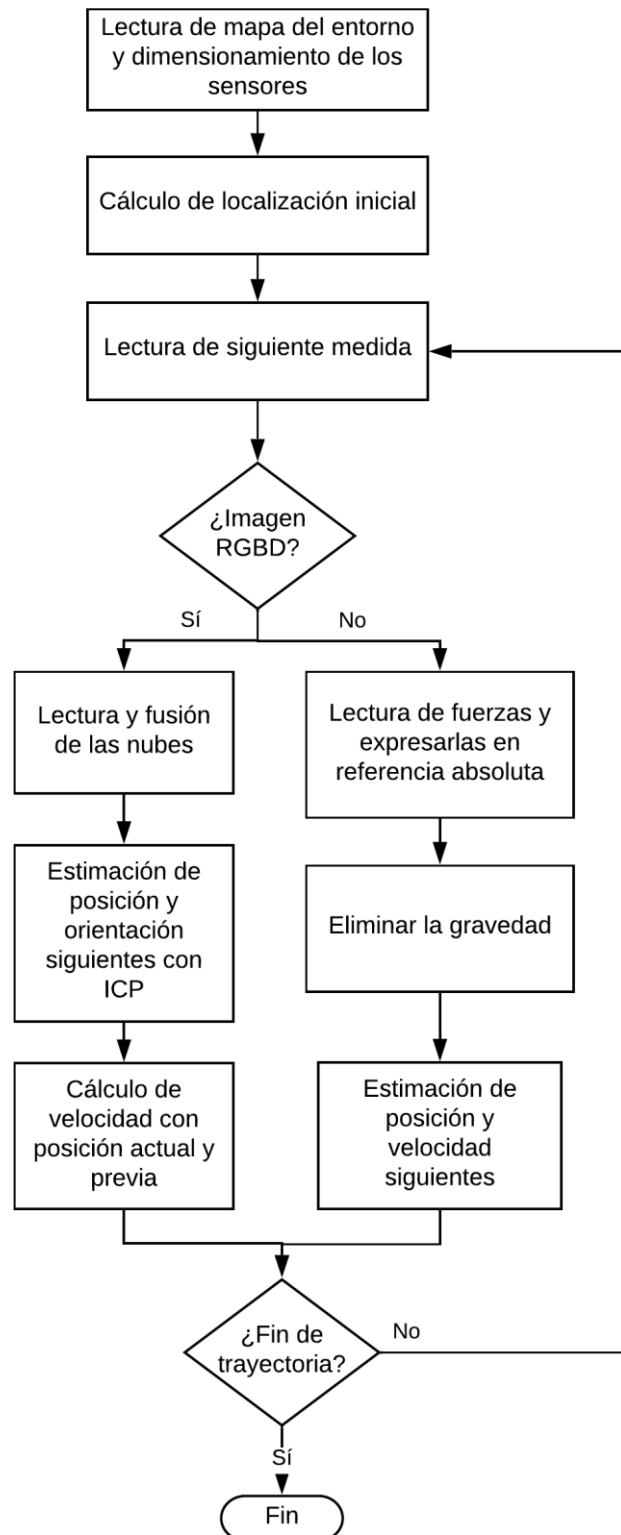


Figura 23. Algoritmo de localización con IMU.

7.2. Pruebas con IMU

Se ha realizado una primera prueba en la que se usa la configuración establecida como óptima para el ICP en el caso de leer las dos cámaras RGBD. Además, se eliminan los puntos que no se pueden alinear correctamente, al igual que en uno de los algoritmos probados en la sección 6, ya que esto da unos resultados mejores.

Las estimaciones a corto plazo obtenidas se pueden ver comparadas al caso sin el IMU en la siguiente figura:

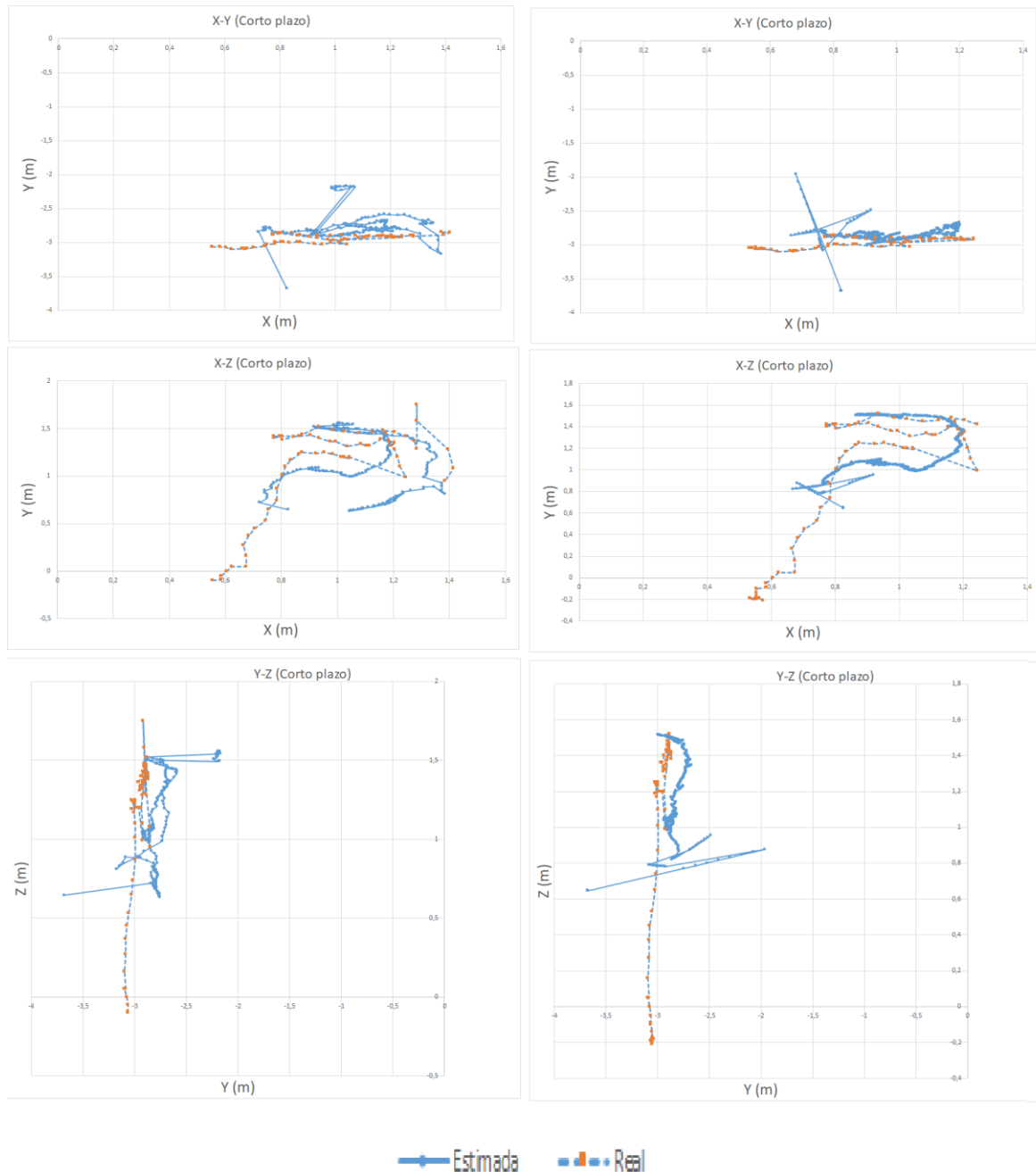


Figura 24. Estimaciones a corto plazo. Izquierda: Sin IMU. Derecha: Con IMU.

Salvo por el salto inicial, las estimaciones son similares, únicamente aumenta la cantidad de puntos.

Sin embargo, a largo plazo las prestaciones han sido mucho peores, como se puede ver en la siguiente figura:

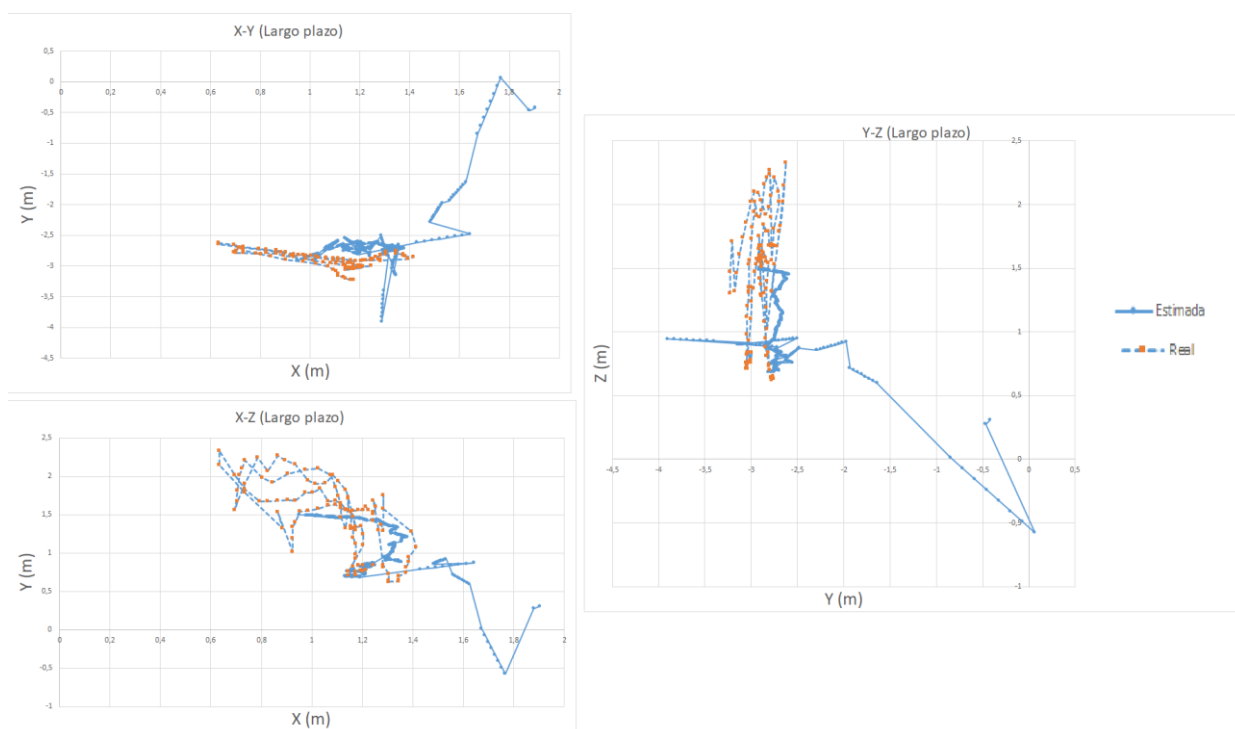


Figura 25. Estimaciones a largo plazo con IMU.

Este resultado indica que cuando el ICP no funciona correctamente el IMU aumenta el error que se comete de forma significativa. Esto puede tener su origen en que al calcularse posiciones erróneas la velocidad estimada será muy diferente de la real, lo que a su vez dará lugar a unas estimaciones cada vez peores.

Es interesante notar que las estimaciones del IMU son aproximables por rectas entre cada par de imágenes RGBD, lo que significa que el vector resultante de las fuerzas que actúan sobre el IMU permanece casi constante en estos tramos.

Aunque el IMU es un sensor que por sí solo no tiene buenas prestaciones para aplicaciones de localización, se ha realizado una prueba en la que únicamente se emplea este sensor en los tramos en los que las cámaras detectan pocos puntos. El objetivo de esta prueba es comprobar las prestaciones del IMU en tramos largos de tiempo y analizar su viabilidad como sensor complementario de las cámaras RGBD.

El algoritmo cambia ligeramente:

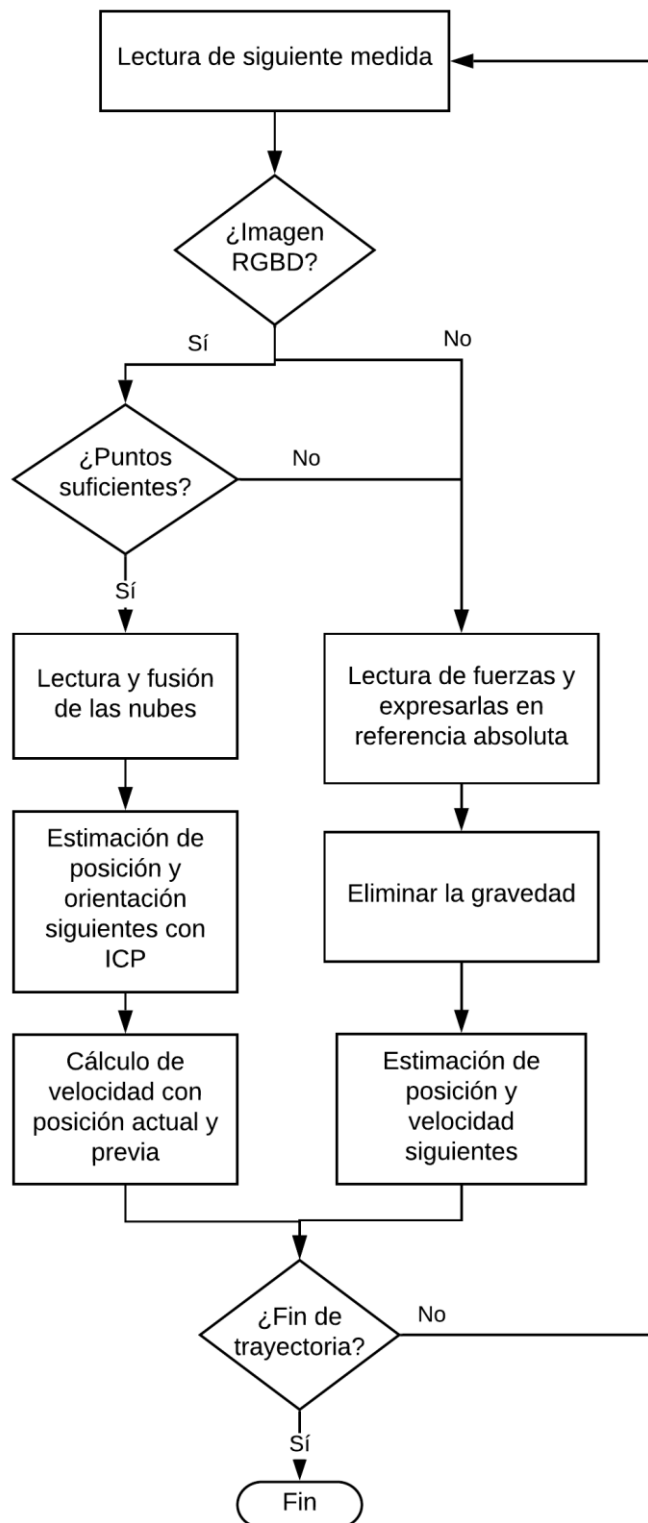


Figura 26. Nuevo algoritmo de localización con IMU.

Los resultados pueden verse en la siguiente figura:

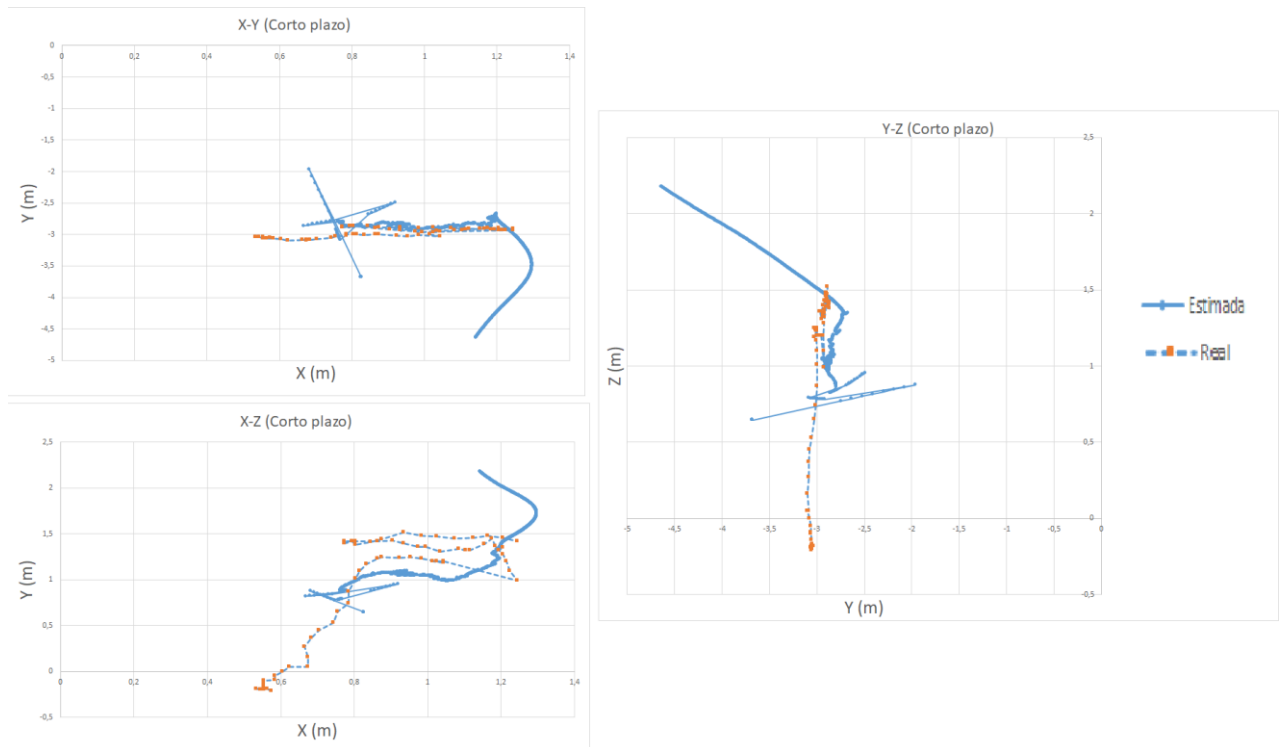


Figura 27. Estimaciones con IMU.

Como es lógico, en el primer tramo en el que los sensores de rango detectan suficientes puntos las estimaciones son iguales al caso anterior. A partir de ahí comienza un tramo en el que el ICP no se emplea debido a esta escasez de puntos. Las estimaciones hechas por el IMU en esta situación son muy malas, lo que evidencia su necesidad de ir acompañado de otros sensores para una correcta localización.

Es importante conocer la magnitud de esta deficiencia, ya que el tramo erróneo corresponde a la lectura de unas 300 medidas del IMU, lo que equivale a aproximadamente 1 segundo. Esta cantidad de tiempo es muy pequeña e imposibilita el uso práctico del IMU por sí solo.

Las conclusiones de estas pruebas son las siguientes:

- En los tramos en los que la estimación con el ICP es factible se pueden añadir las estimaciones del IMU. De esta forma las trazas tienen una mayor densidad de localizaciones estimadas.
- En los tramos en los que el ICP comete un error significativo el IMU hace que el error sea cada vez mayor, sin que se pueda corregir.
- No se puede emplear únicamente el IMU para estimar la trayectoria durante periodos de tiempos demasiado grandes. Cuanto mayor sea este tiempo, mayor será el error que se acaba cometiendo.

8. Integración del UWB en la cadena de localización

En esta sección se analiza la posibilidad de usar las medidas del Ground-Truth (UWB) para corregir la posición estimada durante la ejecución del bucle de localización.

Se ha desarrollado un primer algoritmo en el que se emplean todas las lecturas del UWB, de manera que cuando se detecte una nueva medida se establezca esa posición como la actual del dron. De esta manera se evita que las estimaciones se alejen demasiado de la trayectoria real. Los pasos del algoritmo son los siguientes:

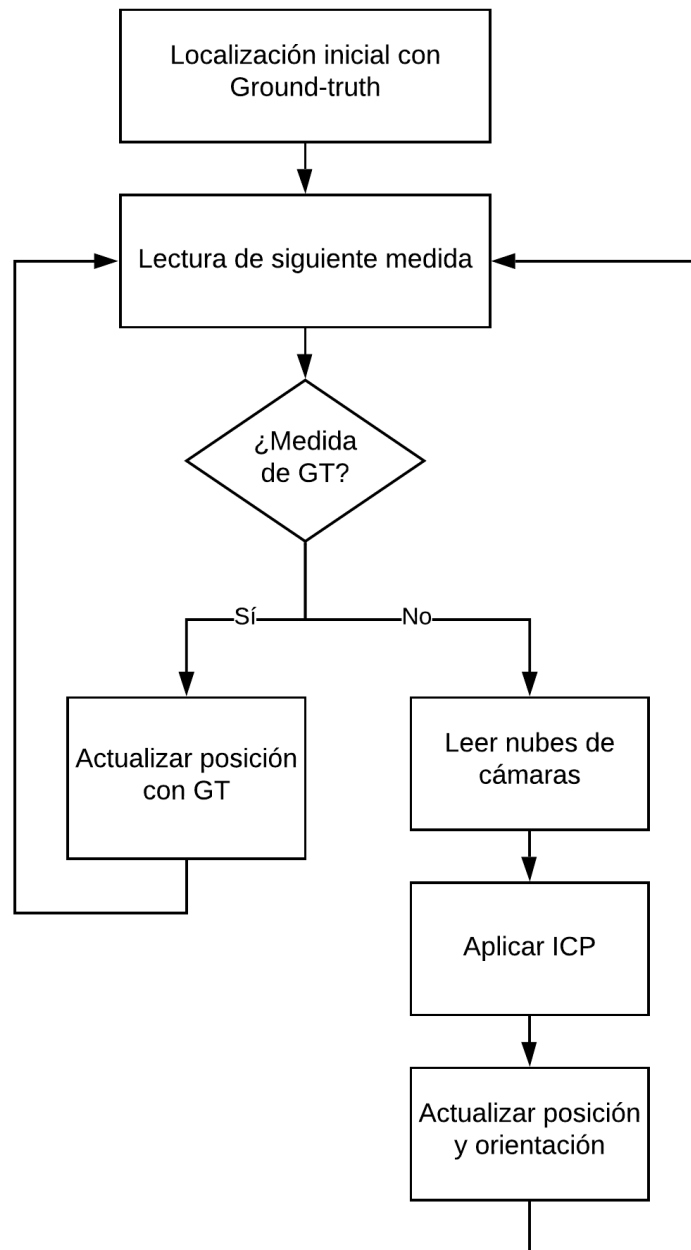


Figura 28. Algoritmo de localización con UWB.

En primer lugar, se ha establecido la localización inicial de acuerdo con la primera medida del UWB. A partir de esta localización se ha aplicado el ICP para minimizar el error entre las nubes. Al hacerlo se ha observado que la posición inicial indicada por el Ground-truth está bastante alejada de la posición en la que las nubes se solapan (la que genera el ICP). Esto puede verse en la Figura 29, especialmente en el lado derecho de la pared inferior.

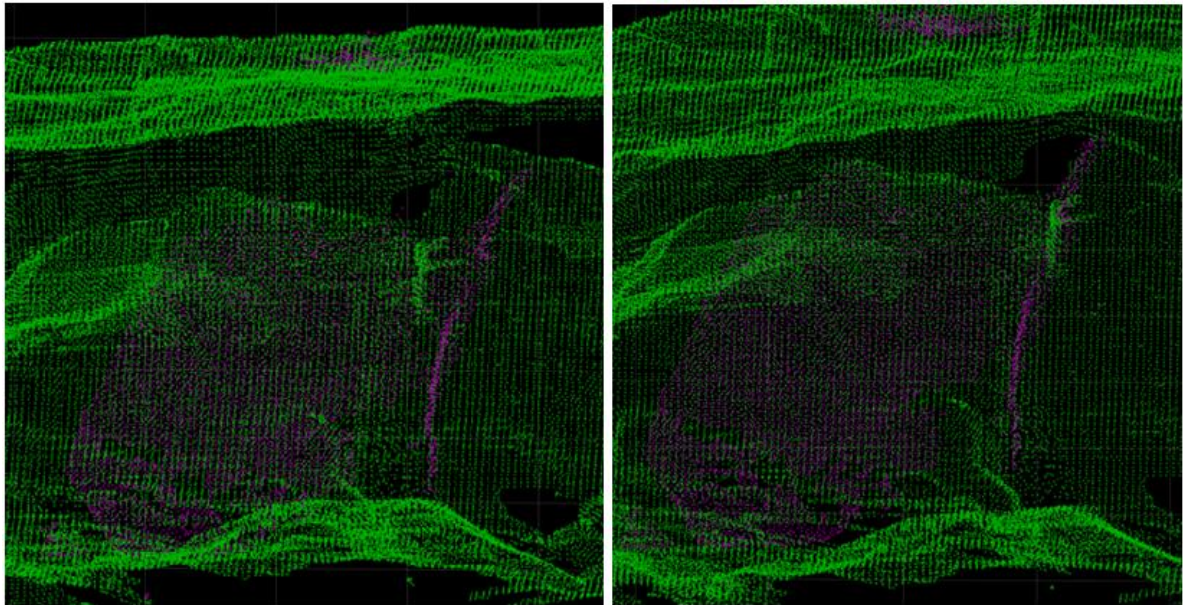


Figura 29. Nube inicial con posición del UWB (izquierda) y nube ajustada con ICP (derecha).

Esta diferencia es de casi medio metro, similar al error cometido en algunos puntos de las trayectorias estimadas. Esta conclusión es muy importante, ya que implica que para alinear las nubes detectadas en un instante determinado se puede calcular una posición diferente a la indicada por el UWB, por lo que las estimaciones con el ICP tendrán este mismo error.

Se ha ejecutado el nuevo algoritmo de localización con esta posición inicial. Los resultados con las primeras 140 imágenes son los siguientes:

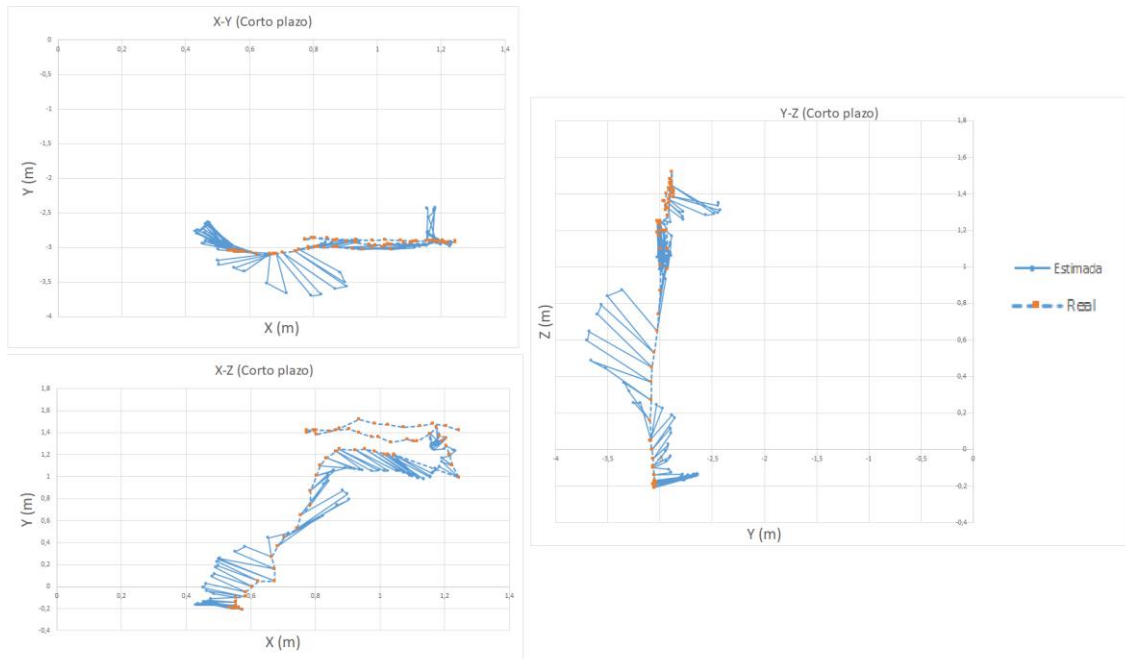


Figura 30. Estimaciones con 140 primeras nubes de puntos.

Se observa que las estimaciones alternan entre las medidas del Ground-truth y las posiciones obtenidas con el ICP. La evolución de la trayectoria tiene una forma similar a la real, aunque con unos desplazamientos claramente erróneos. Con las 130 nubes siguientes se acaba cometiendo un error enorme:

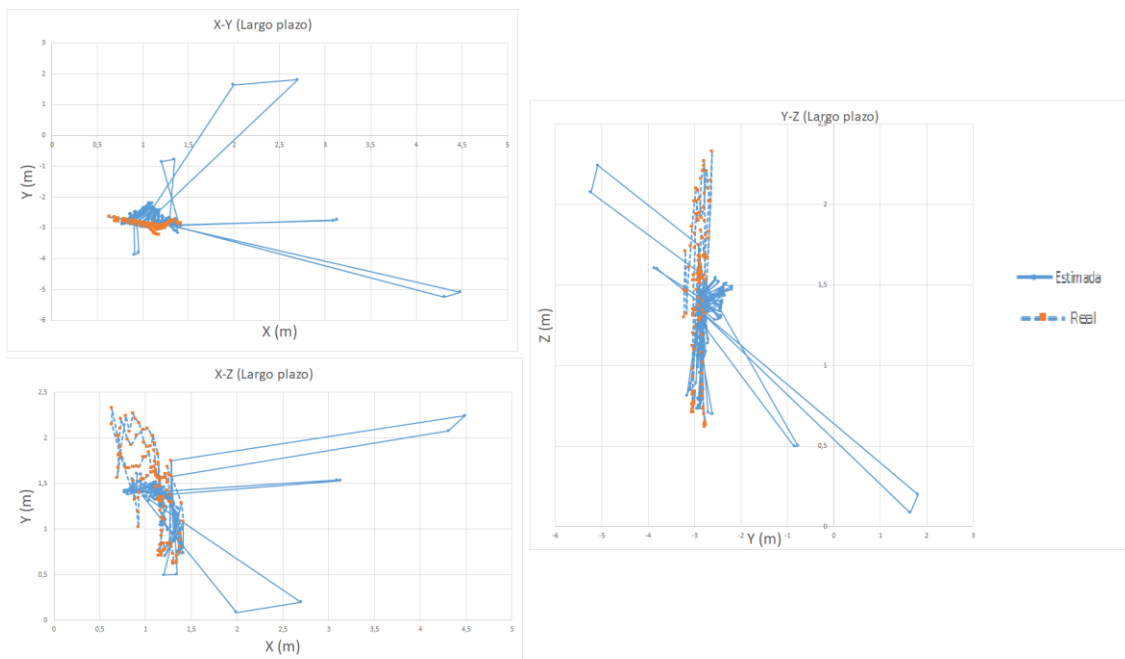


Figura 31. Estimaciones con 130 nubes siguientes.

Para analizar la causa de este error se ha analizado el error cometido por el ICP:

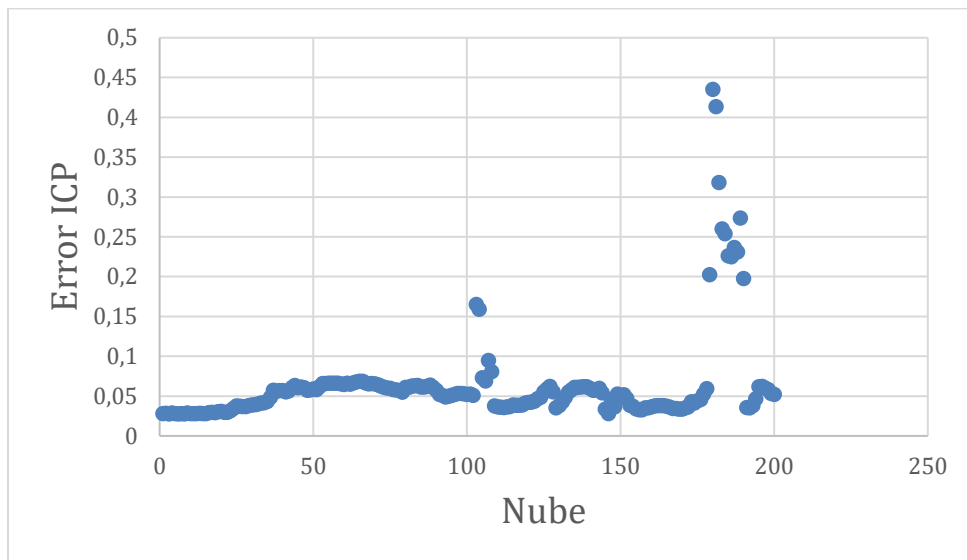


Figura 32. Error cometido por el ICP.

Se observan dos picos que coinciden con los tramos en los que se detectan menos puntos:

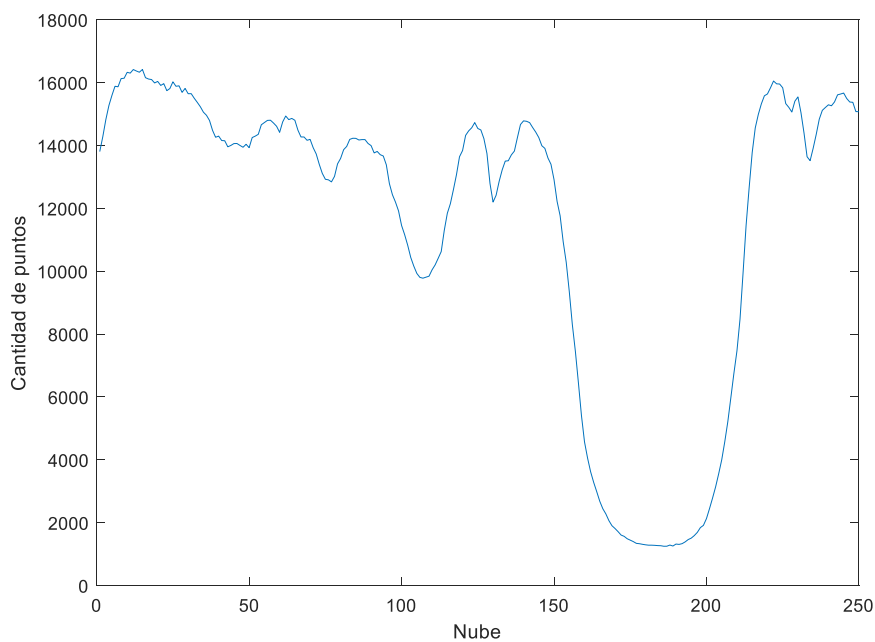


Figura 33. Cantidad de puntos detectados.

Esto puede explicar que se cometa un error tan grande en las estimaciones, ya que al tener pocos puntos el ICP alinea peor las nubes. Si a esto se le añade el hecho de asignar una posición (la del UWB) que está alejada de la que minimiza el error entre las nubes, el resultado es que se obtienen estimaciones con mucho error.

Cabe resaltar que pasados estos tramos con pocos puntos el algoritmo recupera la capacidad de estimación de los tramos aceptables.

En vista de estos resultados, se ha implementado un nuevo algoritmo en el que durante los tramos en los que se detectan pocos puntos no se localiza el dron mediante el ICP, sino que únicamente se actualiza la posición con las medidas del UWB hasta que se vuelva a detectar una nube con una cantidad de puntos con la que el ICP pueda funcionar bien. Este algoritmo se esquematiza así:

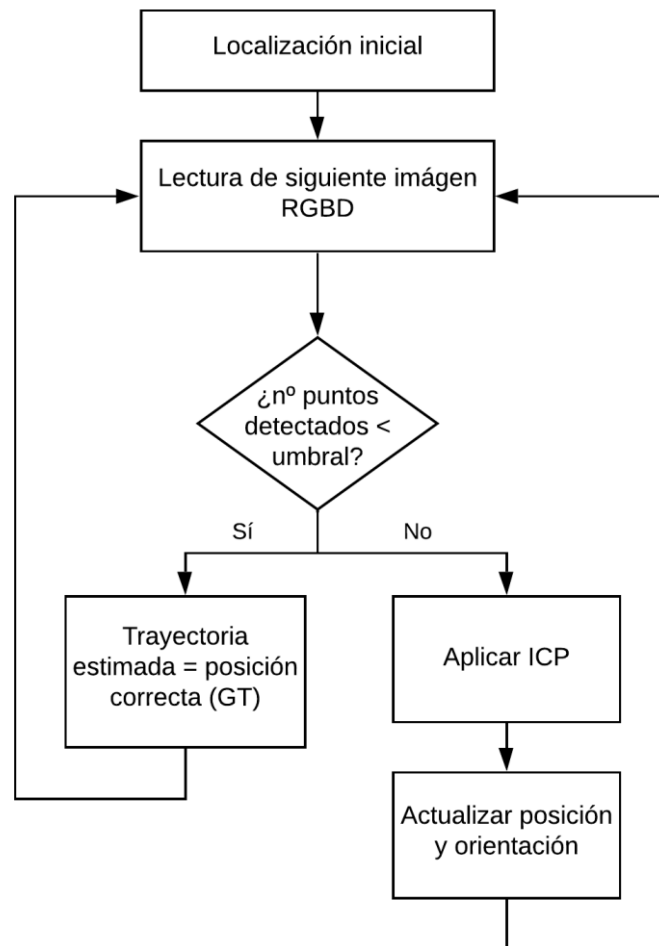


Figura 34. Segundo algoritmo con UWB.

El umbral de la cantidad de puntos se ha establecido en 12000, ya que como se ve en la Figura 33, esta cifra diferencia ambas situaciones.

En un primer tramo las estimaciones son idénticas a la prueba original (ver Figura 35), lo que significa que no se ha dado el caso de detectar puntos insuficientes.

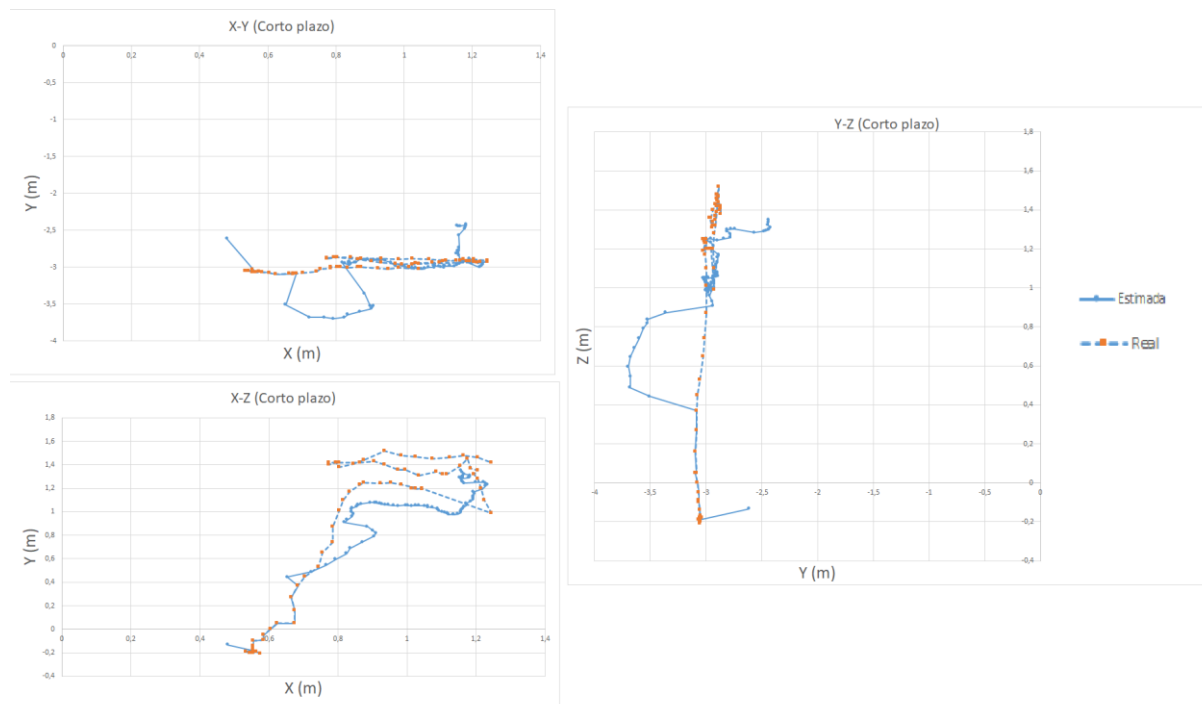


Figura 35. Estimaciones a corto plazo.

Con las 100 nubes siguientes se da el caso de detectar pocos puntos. Las estimaciones han empeorado significativamente, lo que seguramente tenga su causa en la diferencia que hay entre la posición que indica el UWB y la que calcula el ICP para alinear las nubes.

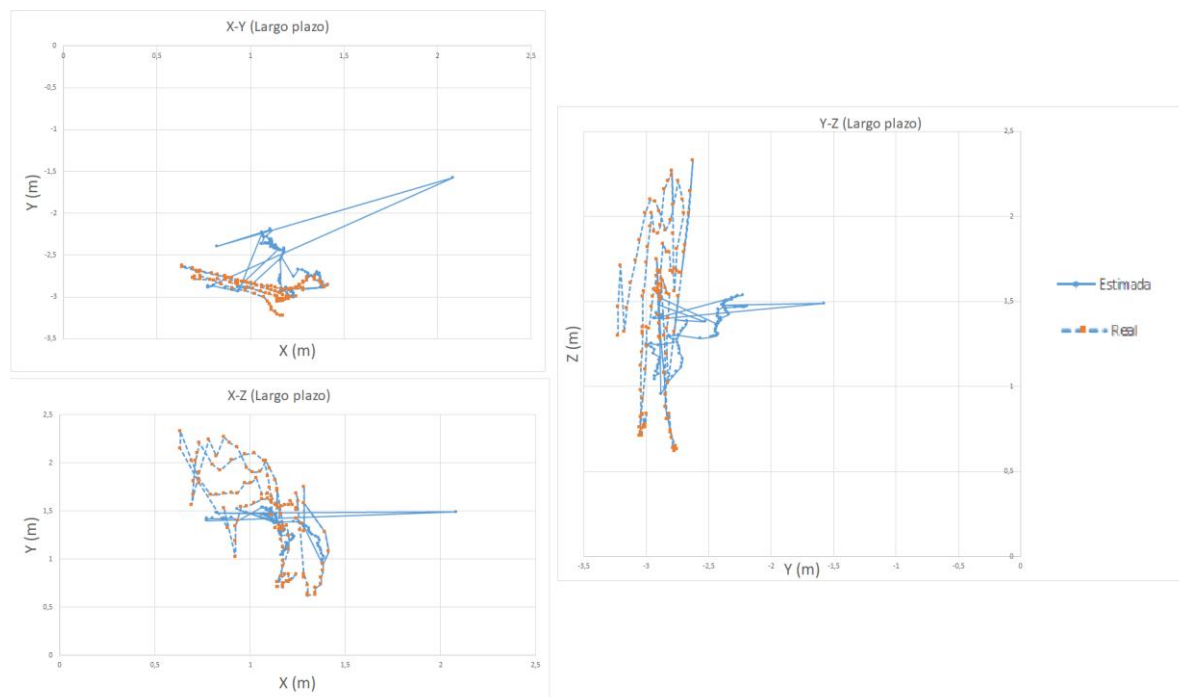


Figura 36. Estimaciones a largo plazo.

De estas pruebas se concluye que uno de los principales problemas del algoritmo es que las posiciones reales (las del Ground-truth) están alejadas de las que calcula el ICP para alinear las nubes. Por este motivo se ha visto que las estimaciones tienen unas trazas similares a las reales, pero no coinciden exactamente.

9. Conclusiones

A lo largo de este trabajo se han ido sacando una serie de conclusiones respecto al ICP y su aplicación para localizar un dron.

Respecto a los parámetros del ICP:

- El tipo de error métrico es el parámetro que más ha influido en los resultados. En este caso ha sido mejor la métrica punto-plano, seguramente debido a la presencia de superficies planas en la cueva.
- El porcentaje de inliers aceptados no tiene tanta relevancia, siempre y cuando se trabaje con porcentajes lo suficientemente elevados, como ha sido el caso. Se ha observado que los tiempos de cómputo del algoritmo dependen inversamente del porcentaje de inliers (cuantos más emparejamientos hay disponibles, antes converge el ICP).
- La cantidad de iteraciones máximas debe ser suficiente para asegurar que el algoritmo pueda converger a la transformación que minimice el error.
- Aplicar el ICP con nubes excesivamente densas no implica que los alineamientos vayan a ser mejores, además, los tiempos de cómputo se verán incrementados.
- Predecir la siguiente posición a partir de la información de posiciones previas puede acelerar la convergencia del ICP, aunque hay que asegurar que la predicción hecha no sea muy mala, en cuyo caso pueden empeorarse las prestaciones.
- Algunos parámetros, especialmente el muestreo realizado a las nubes, influyen de manera significativa en los tiempos de cómputo del algoritmo, por lo que deberían analizarse en más detalle cuando este factor sea importante.
- Los parámetros óptimos han sido iguales en los dos grupos de pruebas realizados, lo que puede significar que estos se ven más influenciados por la forma de las superficies del escenario que por la cantidad de puntos detectados.

Respecto a la localización mediante el ICP:

- A la hora de evaluar los resultados del algoritmo, el error del ICP no es una medida fiable, ya que al detectarse pocos puntos se puede calcular una transformación que alinee las nubes con un error mínimo sin que por ello sea la correcta. Al no disponer de suficientes referencias, el algoritmo puede estar desplazando la escena sin cometer un error grande.
- El ICP converge al error mínimo local, no el global, por lo que si la nube detectada dispone de pocos puntos el resultado puede ser incorrecto.
- Es muy importante que los puntos vistos por los sensores sean correctos y puedan alinearse según la estructura general de la nube. Por ello, conviene fijarse en las nubes de puntos de manera que se ignoren estos puntos incorrectos al aplicar el ICP.

- La combinación del ICP con las predicciones del IMU es viable siempre y cuando no se cometa un error excesivo, en cuyo caso el IMU incrementa este error. Además, se ha comprobado que por sí solo el IMU no es capaz de estimar la trayectoria satisfactoriamente cuando la duración de esta supera cierto límite.
- A la hora de verificar el funcionamiento del ICP hay que fijarse en que las posiciones correctas pueden no coincidir con las que alinean las nubes de puntos, de manera que el algoritmo podría funcionar correctamente pero las estimaciones de la trayectoria no coincidirían con las reales.

En conclusión, el ICP es un algoritmo cuyos parámetros influyen notablemente en su funcionamiento. Estos parámetros deben ajustarse a la situación concreta en la que se aplique el algoritmo. Además, hay que prestar mucha atención a la información con la que se trabaja, especialmente a posibles puntos incorrectos que empeorarían los resultados.

10. Bibliografía

- [1] Y. a. M. G. Chen, Object Modeling by Registration of Multiple Range Images, 1991.
- [2] P. a. M. N. Besl, A Method for registration of 3-D Shapes, 1992.
- [3] M. L. Szymon Rusinkiewicz, Efficient Variants of the ICP Algorithm, 2001.
- [4] J. D. H. a. T. B. S. Manon Kok, Using Inertial Sensors for Position and Orientation Estimation, 2018.
- [5] J. Hol, Sensor Fusion and Calibration of Inertial Sensors, Vision, Ultra-Wideband and GPS, 2011.